Journal of Agricultural Machinery

Homepage: https://jame.um.ac.ir

Research Article
Vol. 13, No. 4, 2023, p. 453-475

Automatic Detection of Plant Cultivation Rows Robot using Machine Vision (Case Study: Basil Plant)

M. Nadafzadeh[1], A. Banakar[2], S. Abdanan Mehdizadeh[3*], M. R. Zare-Bavani[4], S. Minaei[5]

1- Ph.D Student, Biosystems Engineering Department, Faculty of Agriculture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
2- Associate Professor, Biosystems Engineering Department, Faculty of Agriculture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
3- Associate Professor, Department of Mechanics of Biosystems Engineering, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Ahvaz, Iran
4- Assistant Professor, Department of Horticultural Science, Faculty of Agriculture, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Ahvaz, Iran
5- Professor, Biosystems Engineering Department, Faculty of Agriculture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
(*- Corresponding Author Email: s.abdanan@asnrukh.ac.ir)

Received: 23 June 2022
Revised: 05 November 2022
Accepted: 21 November 2022
Available Online: 21 November 2022

How to cite this article:
Nadafzadeh, M., Banakar, A., Abdanan Mehdizadeh, S., Zare-Bavani, M., & Minaei, S. (2023). Automatic Detection of Plant Cultivation Rows Robot using Machine Vision (Case Study: Basil Plant). *Journal of Agricultural Machinery*, *13*(4), 453-475. (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jam.2022.77315.1112

Introduction

Nowadays, machine vision systems are extensively used in agriculture. The application of this technology in the field can help preserve agricultural resources while reducing manual labor and production costs. In the field of agricultural automation, accurately detecting crop rows is recognized as a crucial and challenging issue for weed identification and the automatic guidance of machines. Therefore, it is necessary to explore practical solutions to optimize this process. Hence, the purpose of this study is the precise identification of basil cultivation rows to enable the automatic navigation of robots in the cultivation field.

Materials and Methods

In the first stage of this research, six images from each growth period of basil plants (third, fourth, and fifth week) were taken and weeds were removed from the area between the crop rows using three different methods of area opening, dimensional removal, and masking. In the next stage, six images of crop rows without weeds were examined by performing image processing operations and implementing several routing algorithms, namely, Hough transform, wavelet transform, Gabor filter, linear regression, and an additional algorithm proposed in this study. The output of each of these algorithms was compared with the ideal path identified by the user. For this purpose, after capturing an image, green areas were extracted from it by performing the segmentation process. By applying each of the routing algorithms to the image, plant cultivation lines were identified and their equations were determined. Finally, the performance of the designed robot was evaluated using the most appropriate routing algorithm.

Results and Discussion

Examining the performance of three different methods of weed removal in three periods of plant growth (third, fourth, and fifth week) showed that during this interval, the masking method had the lowest error rate compared to the ideal path and the shortest average operation time of 1.64 seconds, followed by the dimensional removal and the area opening methods. Comparing the routes detected by different routing algorithms with the ideal routes and according to the results of the t-test at 5% probability level, the order of the studied routing methods from the most superior is as follows: the proposed algorithm, Gabor filter, linear regression, Hough transform and wavelet transform algorithm. Overall, the proposed algorithm had the highest rate of adaptation to

https://doi.org/10.22067/jam.2022.77315.1112

the ideal path (with an average error of 3.65 pixels) and the shortest operation time (4.79 seconds) and was selected as the most appropriate routing algorithm and the performance of the designed robot was evaluated using it.

Conclusion

A reliable crop row detection algorithm can reduce production costs and preserve the environment. In this study, the masking method was used for removing weeds from the images. The new proposed routing algorithm has superior performance when compared with common routing algorithms such as the Gabor filter, linear regression, Hough transform, and wavelet transform. Additionally, it was shown that the designed robot using the proposed algorithm (with an average error of 3.65 pixels) has the desired performance.

Acknowledgment

The authors express appreciation for the financial support provided by Tarbiat Modares University.

Keywords: Basil, Cultivation line detection, Digital image processing, Path-finding algorithm

نشریه ماشین‌های کشاورزی
https://jame.um.ac.ir

مقاله پژوهشی

جلد ۱۳، شماره ٤، زمستان ١٤٠٢، ص ٤٧٥-٤٥٣

تشخیص خودکار ردیف‌های کشت گیاه توسط ربات به کمک بینایی ماشین (مطالعه موردی: گیاه ریحان)

مریم نداف زاده[۱]، احمد بناکار[۲]، سامان آبدانان مهدی‌زاده[۳*]، محمد رضا زارع بوانی[٤]، سعید مینایی[٥]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۴/۰۲
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۸/۳۰

چکیده

در کشاورزی دقیق، مکان‌یابی خودکار محصولات یکی از موضوعات تحقیقاتی مهم است. در این پژوهش شناسایی دقیق ردیف‌های کشت محصول ریحان به‌منظور مسیریابی خودکار یک ربات گزارش می‌شود. در یک مرحله از این تحقیق با اخذ تعداد شش تصویر در هر دوره‌ی رشد (هفته سوم، هفته چهارم و هفته پنجم) به حذف علف‌های هرز میان ردیف‌های کشت محصول پرداخته شد؛ که بدین منظور از سه روش مختلف (گشودگی مساحت، حذف ابعادی و ماسک‌گذاری) استفاده گردید. در مرحله‌ای دیگر تعداد شش تصویر از ردیف‌های کشت بدون وجود علف‌های هرز مورد بررسی قرار گرفت. سپس با انجام عملیات پردازش تصویر و پیاده‌سازی چندین الگوریتم مسیریابی (الگوریتم‌های مبتنی بر تبدیل هاف، تبدیل موجک، فیلتر گابور، رگرسیون خطی و الگوریتم پیشنهادی این مطالعه) بر روی تصاویر، به بررسی خروجی هر یک از این الگوریتم‌ها نسبت به مسیر ایده‌آل تعیین‌شده توسط کاربر پرداخته شد. پس از مقایسه‌ی دقیق مسیرهای تشخیص داده شده توسط الگوریتم‌های مختلف مسیریابی نسبت به مسیرهای ایده‌آل و با توجه به نتایج آزمون آماری t-test در سطح احتمال ۵٪، برتری روش‌های مسیریابی مورد مطالعه به‌ترتیب زیر مشخص گردید: روش پیشنهادی، روش فیلتر گابور، روش رگرسیون خطی، روش تبدیل هاف و روش تبدیل موجک. در نهایت الگوریتم پیشنهادی با بیشترین میزان انطباق نسبت به مسیر ایده‌آل (با میانگین خطای تشخیص ۳/۶۵ پیکسل) و کمترین مدت زمان اجرای عملیات (۴/۷۹ ثانیه) به‌عنوان مناسب‌ترین الگوریتم مسیریابی انتخاب و با استفاده از آن عملکرد یک ربات طراحی‌شده مورد ارزیابی قرار گرفت.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم مسیریابی، پردازش تصاویر دیجیتال، تشخیص خط کشت، ریحان

مقدمه

امروزه سامانه‌های بینایی ماشین در زمینه‌ی کشاورزی بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرند. استفاده از این فناوری در این زمینه می‌تواند ضمن کاهش کارهای دستی و هزینه تولید محصولات به حفظ منابع و نهاده‌های کشاورزی کمک کند (Elstone *et al*., 2020). در واقع عملیات کاشت، کوددهی، حذف علف‌های هرز و برداشت از جمله مهم‌ترین فرآیندهای تولید محصولات کشاورزی می‌باشند که برای اجرای این عملیات نیاز به دقت بالا و تکرار همان عمل برای چندین ساعت است. گاهی انجام این فعالیت‌ها برای انسان بسیار طاقت‌فرساست، لذا با توجه به اهمیت شناسایی ردیف‌های کشت جهت هدایت دقیق ماشین در مزرعه، می‌توان هر یک از فرآیندهای ذکرشده را به‌صورت خودکار انجام داد. بدین ترتیب می‌توان گفت که توسعه‌ی روش‌های دقیق و قابل‌اطمینان به‌منظور تشخیص ردیف‌های کشت محصول، در زمینه‌ی مکانیزه کردن عملیات کشاورزی از اهمیت بسیاری برخوردار است (Vidovic, Cupec, &

۱- دانشجوی دکتری گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
۲- دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
۳- دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، اهواز، ایران
۴- استادیار، گروه علوم باغبانی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، اهواز، ایران
۵- استاد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
(*- نویسنده مسئول: Email: s.abdanan@asnrukh.ac.ir)
https://doi.org/10.22067/jam.2022.77315.1112

(Hocenski, 2016).

طبق تحقیقات، روش‌های مختلفی برای حل مسئله هدایت ماشین در مزرعه وجود دارد که برخی از آن‌ها عبارتند از: کنترل مکانیکی، کنترل نوری، کنترل رادیویی، کنترل موقعیت مکانی با به‌کارگیری GPS (سامانه موقعیت‌یابی جهانی) و کنترل بینایی رایانه‌ای. در حال حاضر از آن‌جایی که استفاده از دوربین‌های با کیفیت، نسبتاً کم هزینه است و دسترسی به آن‌ها گسترده و آسان می‌باشد، مکانیزه کردن عملیات کشاورزی مبتنی بر کنترل بینایی رایانه‌ای از توجه بیشتری برخوردار است. در این روش، با تشخیص دقیق ردیف‌های کشت گیاه، بسیاری از عملیات کشاورزی را می‌توان با هدایت ماشین براساس ردیف‌های شناسایی‌شده به‌راحتی و به‌صورت خودکار انجام داد (Vidovic *et al.*, 2016). در حقیقت می‌توان گفت که استفاده از هدایت خودکار نه تنها خستگی کاربر را کاهش داده بلکه بهره‌وری و ایمنی عملیات را نیز افزایش می‌دهد (Garcia-Santillan, Montalvo, Guerrero, & Pajares, 2017).

گیاه ریحان با نام علمی (*Ocimum basilicum* L.) به‌عنوان یک گیاه مهم دارویی محسوب می‌شود و از انواع خانواده نعناعیان (Lamiaceae) است. کشت این گیاه نیازمند آبیاری فراوان، هوای گرم و نور کافی است. این محصول گیاهی است علفی، یک ساله و معطر که به ارتفاع ۱۵ تا ۴۵ سانتی‌متر رشد می‌کند (Vijayashree & Gopal, 2015). از آن‌جایی‌که علف‌های هرز و محصولات کشاورزی دارای منابع رشد یکسانی هستند، گاهاً وجود علف‌های هرز در میان ردیف‌های کشت یکی از مهم‌ترین عواملی است که باعث کاهش دقت در تشخیص ردیف‌های کشت محصول در مزرعه می‌شود. تاکنون روش‌های مختلفی برای شناسایی ردیف‌های کشت در تصاویر به‌صورت بلادرنگ توسعه یافته است (Fontaine & Crowe, 2006). اکثر این روش‌ها مبتنی بر تبدیل هاف[1] (Leemans & Destain, 2006)، تبدیل فوریه (Vioix, Douzals, & Truchetet, 2004)، فیلتر کالمن[2] (Hague & Tillet, 2001) و رگرسیون خطی (Søgaard & Olsen, 2003) می‌باشند.

به‌طور کلی در سال‌های اخیر، استفاده از روش‌های بینایی ماشین در زمینه‌ی شناسایی ردیف‌های کشت محصول و علف‌های هرز از جمله موضوعات مورد مطالعه محققان بوده است (Li *et al.*, 2022; Kanagasingham, Ekpanyapong, & Chaihan, 2020; Elstone *et al.*, 2020; Guerrero, Pajares, Montalvo, Romeo, & Guijarro, 2012; Lopez-Granados, 2011; Montalvo *et al.*, 2012). در همین راستا، گروهی از محققان یک روش مبتنی بر خوشه‌بندی برای شناسایی ردیف‌های گیاه از مجموعه عکس‌های هوایی اخذشده توسط هواپیمای بدون سرنشین ارائه کردند. الگوریتم پیشنهادی در این پژوهش، شامل سه مرحله بخش‌بندی مناطق سبز در تصویر، استخراج ویژگی و خوشه‌بندی گیاهان در ردیف‌های کشت بود. با استفاده از تبدیل فوریه دو بعدی، اطلاعاتی در مورد جهت و فاصله ردیف‌ها استخراج و در نهایت موقعیت دقیق خطوط کشت توسط تجزیه و تحلیل مؤلفه‌ی اصلی[3] مشخص گردید. مطابق نتایج، نشان داده شد که این روش قادر است ردیف‌های کشت گیاه را از مجموعه عکس‌های ۹۶۹ × ۱۴۵۲ پیکسل با دقت ۹۴٪ تشخیص دهد (Tenhunen *et al.*, 2019). در یک تحقیق، روشی جهت شناسایی ردیف‌های کشت محصول در تصاویر اخذشده از مزرعه ذرت تحت تراکم زیاد علف‌های هرز، ارائه شد. در این مطالعه، سامانه بینایی بر روی یک وسیله نقلیه سیار کشاورزی نصب شد و تصاویر تحت تأثیر حرکات و ارتعاشات نامطلوب وسیله ثبت و ارسال گردیدند. پردازش تصویر در این پژوهش از سه فرآیند اصلی بخش‌بندی تصویر، آستانه‌گذاری دوگانه[4] براساس روش اتسو[5] و تشخیص ردیف کشت تشکیل شده بود. پس از مقایسه‌ی نتایج روش پیشنهادی با الگوریتم مبتنی بر تبدیل هاف، مشخص گردید که مدت زمان مورد نیاز برای انجام پردازش‌های روش ارائه‌شده در وضوح مختلف تصویر (۱۰۴۴ × ۱۳۹۲ برابر ۲۹۷ میلی‌ثانیه، ۵۲۲ × ۶۹۶ برابر ۷۴ میلی‌ثانیه، ۵۷۶ × ۷۲۰ برابر ۸۱ میلی‌ثانیه و ۲۸۸ × ۳۶۰ برابر ۲۸ میلی‌ثانیه) کمتر است و همچنین این روش از دقت تشخیص بیشتری در وضوح مختلف تصویر (۱۰۴۴ × ۱۳۹۲ برابر ۹۵/۵٪، ۵۲۲ × ۶۹۶ برابر ۹۲/۹٪، ۵۷۶ × ۷۲۰ برابر ۸۹/۶٪ و ۲۸۸ × ۳۶۰ برابر ۸۸/۱٪) برخوردار می‌باشد (Montalvo *et al.*, 2012). گروهی دیگر از محققین، در الگوریتمی که برای شناسایی ردیف‌های کشت گیاه به‌کار گرفتند از روش تبدیل هاف استفاده کردند. براساس نتایج، نشان داده شد که این الگوریتم قادر به تخمین زاویه، انحراف جانبی و فاصله بین ردیف‌های کشت محصول است و به‌ویژه در دوره‌ای از رشد گیاه که اندازه‌ی آن کوچک است از عملکرد مناسبی (با خطای زاویه کوچک‌تر از ۱۰ درجه و انحراف جانبی کمتر از ۰/۱۰ متر) برخوردار بود (Winterhalter, Fleckenstein, Dornhege, & Burgard, 2018). در مطالعه‌ای دیگر، گوئررو و همکاران (Guerrero *et al.*, 2013) برای تشخیص دقیق ردیف کشت محصول در مزارع ذرت، یک سامانه خودکار مبتنی بر بینایی ماشین طراحی کردند. سامانه بینایی مورد نظر روی یک وسیله نقلیه سیار کشاورزی نصب گردید و تحت لرزش‌ها و حرکات ارتعاشی در شرایط واقعی قرار گرفت. در این پژوهش، ردیف‌های کشت با استفاده از پارامترهای هندسی تحت

1- Hough transform
2- Kalman filtering

3- Principal Component Analysis
4- Double thresholding
5- Otsu

میدان دید دوربین تصویربرداری و برآوردگر Theil-Sen پیش‌بینی شدند، اما به دلیل اثرات نامطلوب ذکرشده در حین حرکت سامانه، غالباً نتایج تخمین زده شده در مقایسه با ردیف‌های واقعی محصول نادرست بودند.

در تحقیقی، تصاویر برگ گیاهان از سه نوع گونه‌ی مختلف با به‌کارگیری فیلتر گابور و تغییر پارامترهای این فیلتر مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفتند. در این پژوهش یک مجموعه داده که شامل ۱۲۰ تصویر بود توسط این الگوریتم به سه کلاس دسته‌بندی شدند. طبق نتایج، مقادیر دقت به‌دست‌آمده برای هر سه کلاس برابر ۱۰۰٪ گزارش گردید (Chaki & Parekh, 2012). ماسودا و همکاران (Masuda, Fujimoto, Iida, & Suguri, 2013) با به‌کارگیری الگوریتم تبدیل موجک به کار شناسایی گیاه برنج در شالیزار پرداختند. بدین منظور این محققین از یک ماژول دوربین USB ارزان قیمت بر روی کمباین استفاده کردند. در این مطالعه، براساس نتایج نشان داده شد که الگوریتم مورد نظر توانایی تشخیص گیاه در شرایط نوری متفاوت را با دقت تشخیص ۹۶/۷٪ دارد. در یک تحقیق دیگر، ابتدا پس از ایجاد نوارهای موازی با فاصله‌ی یکسان بر روی تصویر اخذشده از ردیف‌های کشت، هر خط کشت به چندین ناحیه تقسیم گردید. سپس مختصات مراکز ثقل نواحی موجود در تصویر محاسبه شدند. در انتها با به‌کارگیری الگوریتم رگرسیون خطی، موقعیت ردیف‌های کشت گیاه شناسایی شدند. لازم به ذکر است که در این تحقیق از فرآیند بخش‌بندی در حین عملیات پردازش تصویر به‌منظور تشخیص گیاه استفاده نشد. براساس نتایج نشان داده شد که موقعیت نقاط مرکزی روی ردیف‌های کشت محصول بسته به میزان رشد محصول با دقتی در محدوده‌ی ۶± تا ۱۲± میلی‌متر قابل تخمین است (Søgaard & Olsen, 2003). بوسو و همکاران (Bossu, Gee, Jones, & Truchetet, 2009) از الگوریتم‌های پردازش تصویر مبتنی بر تبدیل موجک[1] و فیلتر گابور[2] برای تمایز میان محصول و علف‌های هرز در تصاویر مصنوعی و واقعی استفاده کردند. براساس ماتریس درهم‌ریختگی حاصل از اعمال تبدیل موجک، نتایج طبقه‌بندی میان محصول و علف‌های هرز با نتایج حاصل از فیلتر گابور مقایسه شد. پس از به‌کارگیری این الگوریتم‌ها بر روی یک سامانه سمپاش دقیق بلادرنگ، بهترین نتیجه با اعمال تبدیل گسسته موجک Meyer حاصل شد. در حقیقت، استفاده از تبدیل موجک (با Daubechies 25) نه تنها برای طبقه‌بندی محصول و علف‌های هرز مناسب‌تر بود بلکه از لحاظ زمان پردازش نیز نتایج بهتری نسبت به فیلتر گابور ارائه داد. در یک تحقیق، با به‌کارگیری الگوریتمی با هدف تشخیص ردیف کشت گیاه به توسعه‌ی یک سامانه مسیریابی نشاءکار برنج پرداخته شد. در این الگوریتم از روش شبکه عصبی کانولوشن (CNN[3]) برای شناسایی و مکان‌یابی نشاءهای برنج در تصاویر مزرعه و از روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی تجمعی (AHC[4]) برای گروه‌بندی نشاءهای برنج در ردیف‌های کشت استفاده شد. نهایتاً پس از ارزیابی عملکرد این سامانه طراحی‌شده، براساس نتایج نشان داده شد که الگوریتم مبتنی بر CNN در مقایسه با یک الگوریتم کلاسیک دارای ۶۲٪ خطای کمتر از لحاظ پارامتر فاصله جانبی و همچنین ۵۷٪ خطای کمتر در مقدار زاویه حرکت بود (Lin *et al.*, 2020). محمود و همکاران (Mahmud, Abidin, Mohamed, Abd Rahman, & Iida, 2019) نیز برای حل مسئله‌ی مسیریابی نوعی ربات سمپاش گلخانه‌ای، یک الگوریتم چندمنظوره را ارائه دادند. در این مطالعه، نقشه احتمالی برای مسیرهای بین گیاهان در یک بستر مجازی طراحی شد. شایان ذکر است که این محیط مجازی براساس یک محیط واقعی گلخانه طراحی شد تا انجام عملیات کشاورزی در گلخانه قابل تجسم باشد. به‌منظور تعیین بهترین مسیرها برای ربات متحرک، از یک الگوریتم ژنتیک با مرتب‌سازی نامغلوب–نسخه‌ی سه (NSGA[5]-III) استفاده شد. عملکرد NSGA-III براساس زمان اجرا و کیفیت راه‌حل با استفاده از شاخص C-Metric مورد آزمایش و ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که NSGA-III در مقایسه با NSGA-II در همه موارد آزمایشی از کیفیت عملکرد مناسب‌تری برخوردار بود. از سوی دیگر، عملکرد NSGA-II از لحاظ زمان اجرا در همه موارد آزمایشی نسبتاً بهتر گزارش گردید. علی‌رغم عملکرد بهتر NSGA-II از لحاظ زمان اجرا، NSGA-III به‌عنوان حل‌کننده مسئله‌ی مسیریابی ربات‌های کشاورزی بیشتر مورد توجه می‌باشد، زیرا راه‌حل مناسب‌تری را به‌ویژه برای محیط‌هایی با تعداد زیادی از گیاهان ارائه می‌دهد.

در مجموع می‌توان گفت که استفاده از روش‌های سنتی کشاورزی گاهاً منجر به استفاده بی‌رویه از مواد شیمیایی (علف‌کش‌ها و کودها)، فرسایش خاک و آلودگی محیط‌زیست می‌شود (Astrand & Baerveldt, 2005; Kataoka, Kaneko, Okamoto, & Hata, 2003). لذا مجموع این عوامل در کنار نیاز برای تأمین مواد غذایی جمعیت رو به ازدیاد کره زمین باعث حرکت به سوی کشاورزی هوشمند شده است. افزایش دقت و سرعت فرآیندهای کاشت و داشت از اهداف اصلی هوشمندسازی می‌باشد. در زمینه‌ی مکانیزه کردن عملیات کشاورزی، تشخیص دقیق ردیف‌های کشت محصولات به‌عنوان یک مسئله مهم و چالش برانگیز در راستای شناسایی علف‌های هرز و راهنمایی خودکار ماشین‌ها شناخته می‌شود. با وجود الگوریتم‌های مختلفی که تاکنون در این زمینه مورد بررسی قرار

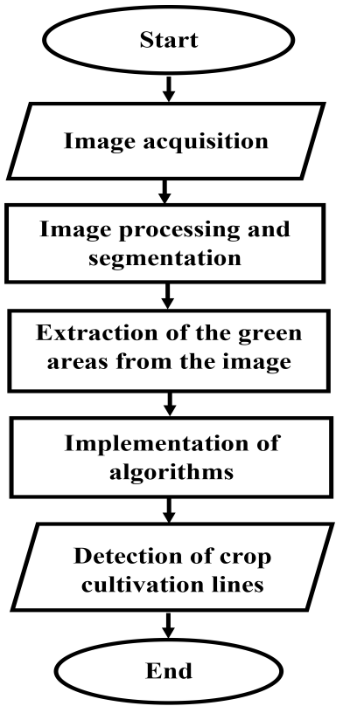
1- Wavelet transform
2- Gabor filtering

3- Convolutional Neural Network
4- Agglomerative Hierarchical Clustering
5- Non-dominated Sorting Genetic Algorithm

گرفتند، نیاز به ارائه‌ی راهکارهای کاربردی برای بهینه‌سازی این مسئله است. لذا با در نظر داشتن این موضوع، هدف از مطالعه‌ی حاضر، ارائه‌ی یک الگوریتم جدید برای تشخیص خودکار ردیف‌های کشت گیاه ریحان است که با بهره‌گیری از روش بینایی ماشین می‌توان سرعت و دقت عملیات هدایت یک ربات در زمین کشت را بهبود داد. بدین منظور در این پژوهش، ابتدا با استفاده از سه روش مختلف (گشودگی مساحت، حذف ابعادی و ماسک‌گذاری) به حذف علف‌های هرز میان ردیف‌های کشت محصول در حین دوره‌ی رشد پرداخته شد. سپس جهت شناسایی ردیف‌های کشت در تصاویر علاوه بر الگوریتم پیشنهادی، چهار الگوریتم مبتنی بر تبدیل هاف، تبدیل موجک، فیلتر گابور و رگرسیون خطی مورد بررسی قرار گرفتند و نهایتاً به ارزیابی عملکرد مسیریابی ربات طراحی شده پرداخته شد.

مواد و روش‌ها

تمامی مراحل انجام این پژوهش در مزرعه تحقیقاتی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان و در بهار ۱۴۰۰ انجام پذیرفت. شکل ۱ روند کلی کار تشخیص خودکار ردیف‌های کشت گیاه ریحان را نشان می‌دهد. بدین منظور پس از اخذ تصویر از ردیف‌های کشت، با انجام فرآیند بخش‌بندی، تمامی مناطق سبز از تصویر استخراج گردید. سپس با اعمال هر یک از الگوریتم‌های مسیریابی بر روی تصویر، خطوط کشت گیاه تشخیص داده شد و معادلات آن‌ها تعیین گردید. نهایتاً عملکرد ربات طراحی‌شده با به‌کارگیری مناسب‌ترین الگوریتم مسیریابی مورد ارزیابی قرار گرفت. شایان ذکر است که شرح مراحل فوق با جزئیات بیشتر در زیر آمده است.



شکل ۱– نمودار مراحل کلی کار تشخیص خودکار ردیف‌های کشت گیاه ریحان

Fig.1. Diagram of the steps for automatic detection of basil cultivation rows

آماده‌سازی نمونه‌ها

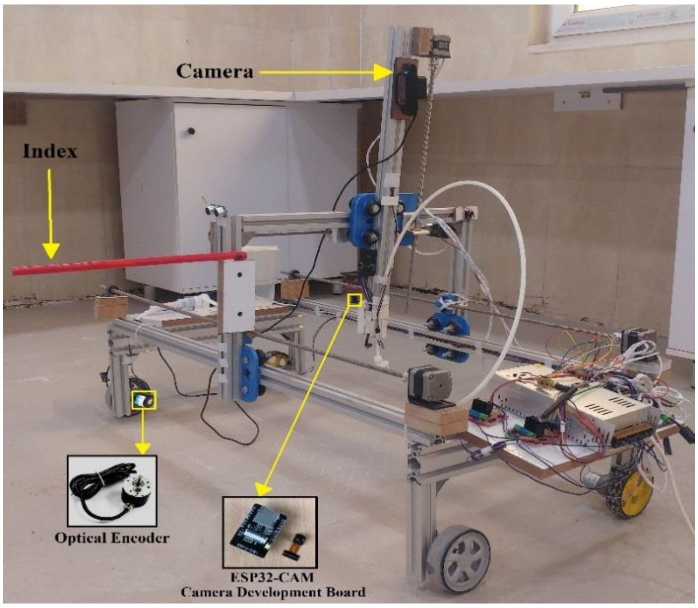
در این تحقیق، مقدار بذر مصرفی گیاه ریحان برای زمینی به مساحت ۳۵ مترمربع برابر ۱۷۵ گرم بود. لازم به ذکر است که بذرها در ردیف‌هایی به فاصله تقریبی۳۰–۵۰ سانتی‌متر در نوعی از خاک با ویژگی‌هایی مانند بافت غالب رسی و لوم رسی، ظرفیت زراعی[1] ۲۱٪ و pH برابر ۷/۴۶ کشت شدند. در این مطالعه به محض ۲-۳ برگی شدن گیاه، تصویربرداری در سه دوره‌ی زمانی از طول مدت کشت گیاه (هفته سوم، هفته چهارم و هفته پنجم) انجام پذیرفت، به‌طوری‌که در هر دوره‌ی رشد، تعداد شش تصویر مورد بررسی قرار گرفت.

ساختار الکترومکانیکی ربات

اجزای الکترومکانیکی و مکانیکی ربات عبارتند از: یک وب‌کم Logitech (مدل C930e HD، کشور تایوان)، یک برد توسعه دوربین

1- Field Capacity (FC)

دیجیتالی ESP32CAM (مدل OV2640، کشور چین)، DC موتور (مدل ZGA37FH، کشور چین) با ولتاژ ۱۲v و مکانیزم انتقال توان موتورگیربکس، دور خروجی ۵ RPM و حداکثر گشتاور ۱۵ kg.cm، ماژول درایور موتور L298N برای راه‌اندازی موتورها و شاسی (پروفیل ۴ شیار جنس آلومینیوم (AL-6063) با ابعاد ۲۰ × ۲۰). چرخ‌هایی که در قسمت جلوی ربات قرار داشتند به‌صورت متحرک و چرخ‌های قسمت عقب محرک بودند. شکل ۲ ساختار ربات مورد نظر را نشان می‌دهد.

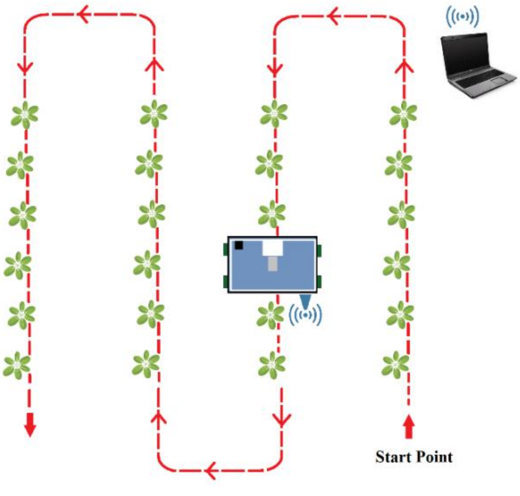


شکل ۲- ساختار ربات و مکان قرارگیری دوربین و شاخص بر روی آن

Fig.2. Robot structure and the locations of the camera and the index

سامانه حرکتی ربات

به‌منظور اطمینان از قرارگیری ربات در مسیر حرکت، یک دوربین بر روی ربات نصب گردید و با استفاده از تصاویر آن، عملیات پردازش تصویر به‌منظور استخراج مسیر انجام شد. لازم به ذکر است که در این پژوهش، با توجه به ارتفاع ساقه‌ی گیاه ریحان در طی مدت دوره رشد، ارتفاع ربات طراحی‌شده نسبت به سطح زمین برابر با ۴۰ سانتی‌متر در نظر گرفته شد. علاوه بر این، سطح زمین برای حرکت ربات از قبل آماده‌سازی گردید تا حین حرکت از بروز لغزش چرخ‌ها و برخورد با موانع جلوگیری شود. شکل ۳ شماتیکی از نقشه‌ی مسیر حرکت ربات را نشان می‌دهد.



شکل ۳- چگونگی حرکت ربات در مسیر کشت گیاه

Fig.3. Schematic of robot moving in the path of plant cultivation

سامانه حرکتی ربات طراحی‌شده متشکل از دو درایور موتور (مدل L298N، کشور چین) برای راه‌اندازی دو DC موتور (مدل ZGA37FH، کشور چین) سمت راست و چپ ربات، حسگر فراصوتی (مدل US-100، کشور چین)، شاخص و همچنین دو حسگر انکودر نوری[1] (مدل ۶۰۰ درجه‌ی دو فاز، کشور چین) برای تشخیص میزان حرکت چرخ‌های متحرک ربات در هر سمت می‌باشد (Palacin & Martinez, 2021). حسگر فراصوتی از جمله رایج‌ترین حسگرهای اندازه‌گیری فاصله است که در این پژوهش به دلیل صرفه اقتصادی و سهولت استفاده، به‌منظور جلوگیری از آسیب ناشی از برخورد ربات با موانع بزرگ و نهایتاً توقف به‌موقع آن در نظر گرفته شد (Zhmud, Kondratiev, Kuznetsov, Trubin, & Dimitrov, 2018). شاخص تعبیه‌شده نیز به‌منظور تعیین زاویه قرارگیری ربات مورد استفاده قرار گرفت. ورودی مدار کنترلی برای تعیین زاویه، اختلاف میان شاخص و خط کشت مستخرج از تصویر اخذشده می‌باشد و خروجی مدار، تغییر سرعت موتورهای چپ و راست (در محدوده‌ی ۰ تا ۰/۱ متر بر ثانیه) به‌منظور ایجاد زاویه‌ی مطلوب حرکت ربات است. داده‌های حسگرهای انکودر نوری به‌عنوان بازخورد از موتور چرخ‌ها به‌صورت دیجیتال به میکروکنترل ارسال می‌شوند. بدین ترتیب میکروکنترلر، پالس‌های ارسالی از حسگرها را دریافت و با توجه به مسیری که از قبل مشخص شده موتورها را کنترل و سرعت آن‌ها را با استفاده از درایور موتور L298N تنظیم می‌نماید.

سامانه اخذ تصویر

به‌منظور تعیین مسیر حرکت ربات و اطمینان از قرارگیری آن در مسیر مورد نظر، یک وب‌کم Logitech (مدل HD C930e، کشور تایوان) با نرخ ۱۰ فریم در ثانیه در نقطه‌ی مشخصی از ربات (شکل ۲) در نظر گرفته شد به‌طوری‌که خط کشت گیاه را پوشش دهد، سپس با انجام عملیات پردازش تصویر از طریق برد پردازنده LattePanda (4G/64GB، کشور چین) و با به‌کارگیری نرم‌افزار Matlab 2018a ردیف‌های کشت گیاه از تصویر استخراج گردید. علاوه بر این دوربین، برای دور زدن به موقع ربات از یک برد توسعه دوربین دیجیتالی ESP32CAM (مدل OV2640، کشور چین) نیز استفاده شد. لنز این دوربین در فاصله‌ی ثابت ۶۵ سانتی‌متر از سطح زمین و به‌صورت عمود بر سطح افقی قرار گرفت (شکل ۲).

لازم به ذکر است که با کمک این دو دوربین، مدارکنترلی با دریافت یک کد مبنی بر تشخیص وجود مقداری معین از مساحت گیاه (کد ۱) و عدم وجود مقدار کافی از مساحت گیاه (کد ۰) در تصویر دستورات لازم به منظور دور زدن به‌موقع ربات در انتهای هر ردیف را به درایور موتور چرخ‌ها ارسال می‌کند.

بدین ترتیب از آن‌جایی که در حین حرکت ربات، خروجی دو دوربین تعبیه‌شده بر روی آن در هر لحظه بررسی می‌گردید، هنگام قرارگیری ربات در انتهای ردیف کشت و به محض عدم تشخیص مقدار معینی از مساحت گیاه در تصاویر اخذشده از سوی هر دو دوربین کد ۰ به مدار کنترلی ارسال شده که سبب آغاز عملیات دور زدن ربات می‌شود. مطابق شکل ۳ در این حالت، در ابتدای عملیات دور زدن، با اعمال ولتاژ ثابت (۱۲ ولت) به هر دو چرخ، ربات به مسافت ۵۰ سانتی‌متر در یک جهت مستقیم حرکت کرده و سپس با توجه به نقطه‌ی ثابت شروع حرکت و مکان قرارگیری ردیف بعدی نسبت به ربات (چپ یا راست) با اعمال ولتاژ صفر به چرخی که در مجاورت ردیف بعدی قرار داشت، سرعت آن صفر شده و چرخ دیگر با سرعت ثابت (با اعمال یک ولتاژ معین) طی یک زاویه ۹۰ درجه شروع به دور زدن کرد؛ و در ادامه ضمن اعمال ولتاژ ثابت ۱۲ ولتی به هر دو چرخ، بعد از طی یک مسافت مستقیم ۵۰ سانتی‌متری، مجدداً با چرخش تحت یک زاویه ۹۰ درجه‌ی دیگر مطابق آنچه که پیش‌تر ذکر شد، ربات در مسیر کشت بعدی قرار می‌گرفت.

پردازش تصویر

پس از دریافت تصویر با گسترش هیستوگرام، کیفیت تصویر بهبود یافت. نویزهای موجود در تصویر با استفاده از فیلترگذاری (فیلتر میانگین) حذف گردیدند. در مرحله بعد با انجام عملیات آستانه‌گذاری، پس‌زمینه حذف شده و قسمت‌های دیگری از پس‌زمینه نیز به‌دلیل تشابه شدت رنگ با پس‌زمینه باقی ماندند. به‌منظور حذف این نویزهای باقی‌مانده، بعد از عملیات بستن تصویر[2] (پنجره ۳×۳)، فرآیند گشودگی بر روی مساحت[3] به ابعاد ۲۰ پیکسل صورت پذیرفت (Du, Wang, & Zhang, 2007). شایان ذکر است که مقادیر آستانه به‌دست‌آمده با روش آزمون و خطا بر روی تصاویر اعمال گردید. بدین ترتیب بعد از استخراج همه‌ی مناطق سبز از تصویر (گیاهان ریحان و علف‌های هرز) و حذف علف‌های هرز، با اعمال هر یک از الگوریتم‌های شناسایی ردیف کشت، خطوط کشت گیاه ریحان در تصاویر تشخیص داده شد.

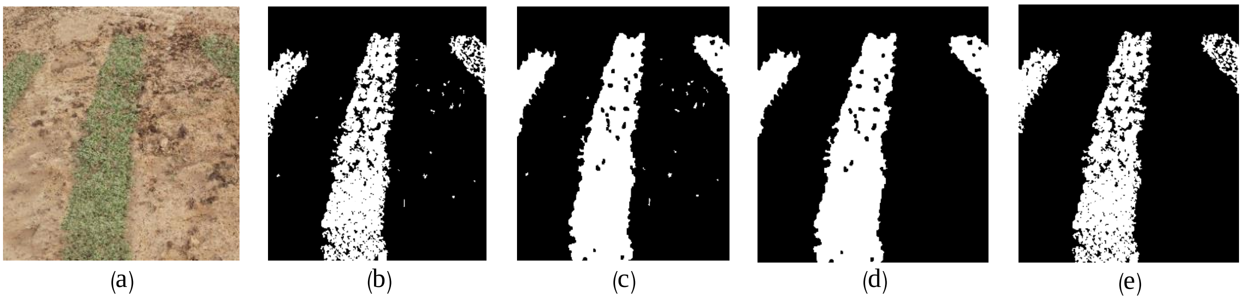
اکثر الگوریتم‌های شناسایی ردیف کشت، زمانی بهترین نتیجه را دارند که مناطق بین ردیف‌های کشت گیاه یکنواخت و عاری از علف‌های هرز باشند. به عبارت دیگر وجود علف‌های هرز در بین خطوط کشت، اجرای این روش‌ها را با مشکل روبه‌رو می‌کند (Jiang, Wang, Wang, & Liu, 2016; Tenhunen *et al*., 2019). لذا

1- Optical Encoder

2- Image closing

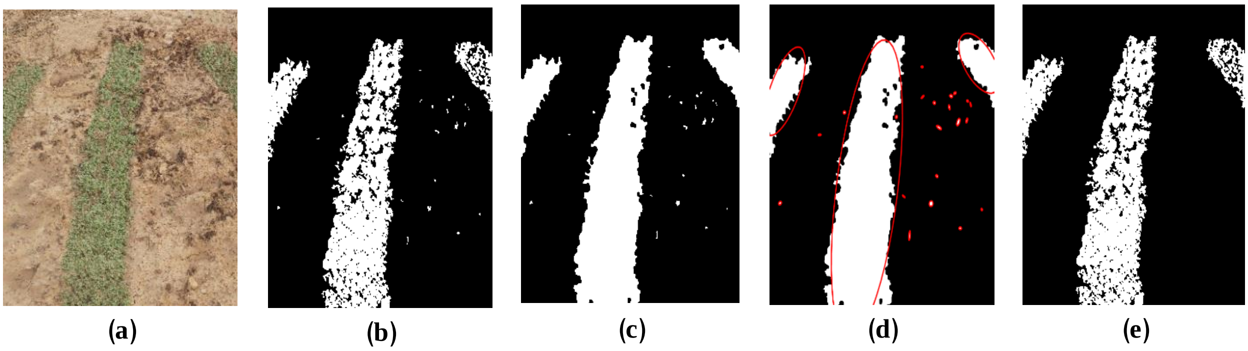
3- Area opening

همان‌طور که پیش از این اشاره شد، در این پژوهش قبل از پیاده‌سازی هر یک از الگوریتم‌های مسیریابی مورد نظر، برای کاهش خطا در تشخیص خطوط کشت گیاه حین دوره‌ی رشد و همچنین برای افزایش سرعت اجرای کار، همه‌ی علف‌های هرز بین ردیف‌های کشت طی یک مرحله عملیات پیش‌پردازش از تصویر حذف گردید. بدین منظور سه روش (۱- گشودگی مساحت، ۲- حذف ابعادی و ۳- ماسک‌گذاری) مورد بررسی قرار گرفت:



شکل ٤- خروجی‌های روش گشودگی مساحت: a) تصویر اصلی، b) تصویر باینری، c) تصویر حاصل از اجرای عملیات رشد ناحیه، d) تصویر حاصل از اجرای عملیات باز کردن ناحیه و e) تصویر ردیف‌های کشت تشخیص داده‌شده

Fig.4. The outputs of the area opening method: a) Original image, b) Binary image, c) Image obtained from region growing operation, d) Image obtained from area opening operation, and e) Image of the detected rows



شکل ۵- خروجی‌های روش حذف ابعادی: a) تصویر اصلی، b) تصویر باینری، c) تصویر حاصل از اعمال عنصر ساختاری دیسکی توسط عملیات افزایش و d) تعیین مقدار طول بزرگ نواحی موجود در تصویر و e) تصویر ردیف‌های کشت تشخیص‌داده‌شده

Fig.5. The outputs of the dimensional elimination method: a) Original image, b) Binary image, c) The image obtained by applying the disk structural element by the dilation operation, d) Determining the amount of large length of the areas in the image, and e) Image of the detected rows

در روش گشودگی مساحت برای حذف علف‌های هرز، ابتدا با اجرای عملیات رشد ناحیه[1] (Kurmi, Gangwar, Agrawal, & Srivastava, 2021; Kumar)، ابعاد هر یک از مناطق موجود در تصویر تا حدی افزایش یافت تا گیاهانی که بر روی یک خط کشت قرار دارند به یکدیگر متصل گردند (شکل ۴-c) و سپس با توجه به مقدار قابل توجه مساحت ردیف‌های کشت، حذف علف‌های هرز بین ردیف‌ها توسط عملیات باز کردن ناحیه[2] انجام پذیرفت (شکل ۴-d). در گام آخر با انجام عملیات اشتراک میان خروجی حاصل از مرحله‌ی قبل (شکل ۴-d) و تصویر باینری (شکل ۴-b)، ردیف‌های کشت گیاه استخراج شدند (شکل ۴-e).

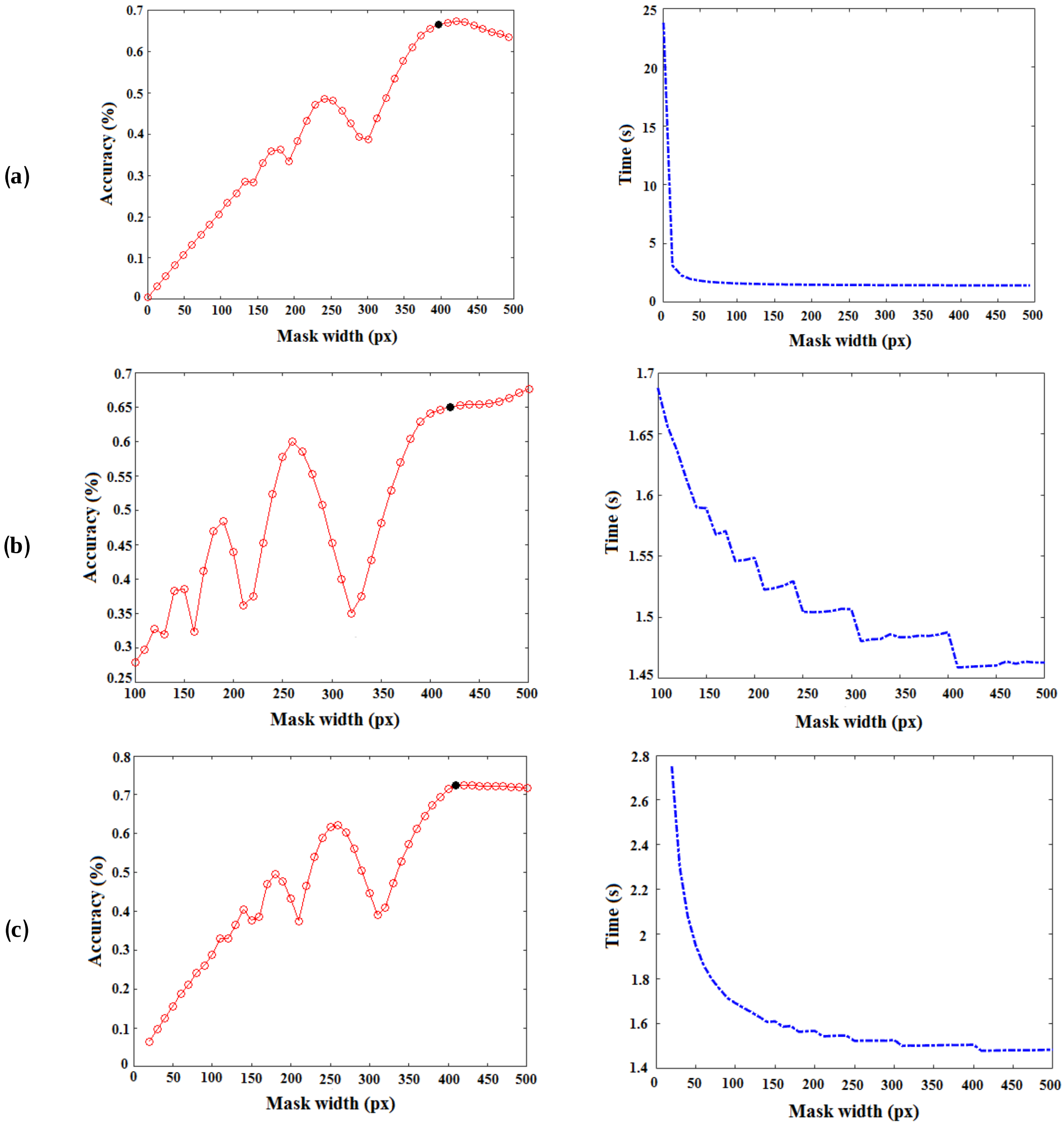
در روش حذف ابعادی ابتدا هر یک از نواحی موجود در تصویر با یک عنصر ساختاری دیسکی با قطر ۱۰ پیکسل توسط عملیات افزایش[3]، گسترش یافت؛ به طوری که بخش زیادی از گیاهانی که روی خطوط کشت واقع بودند هر کدام در یک منطقه از تصویر قرار گرفتند (شکل ۵-c). در مرحله‌ی بعد، طول بزرگ همه مناطق موجود در تصویر به‌عنوان یک پارامتر ابعادی بر حسب پیکسل محاسبه شد (شکل ۵-d) و در نهایت، ناحیه‌هایی از تصویر که با

1- Region growing
2- Area opening

3- Dilation

اختلاف زیاد نسبت به دیگر نواحی دارای بیشترین مقادیر طول بزرگ بودند به‌عنوان ردیف کشت استخراج گردیدند (شکل ۵-e).

در روش ماسک‌گذاری، نخست یک ماسک با طولی برابر طول تصویر و عرض ثابت بر روی تصویر در نظر گرفته شد. شایان ذکر است که این ماسک با عرض‌های مختلفی مورد بررسی قرار گرفت و سرانجام با مقایسه‌ی دقت تشخیص خطوط کشت و زمان اجرای الگوریتم حاصل از ماسک‌های مختلف، مناسب‌ترین مقدار عرض برای ماسک در هر دوره‌ی رشد گیاه انتخاب شد (شکل ۶).



شکل ٦- تغییرات دقت و زمان اجرای روش ماسک‌گذاری به‌ازای مقادیر مختلف عرض ماسک طی سه دوره‌ی رشد گیاه: a) هفته سوم، b) هفته چهارم و c) هفته پنجم

Fig.6. The changes in the accuracy and the implementation time of the masking method for different values of mask width during the three periods of plant growth: a) Third week, b) Fourth week, and c) Fifth week

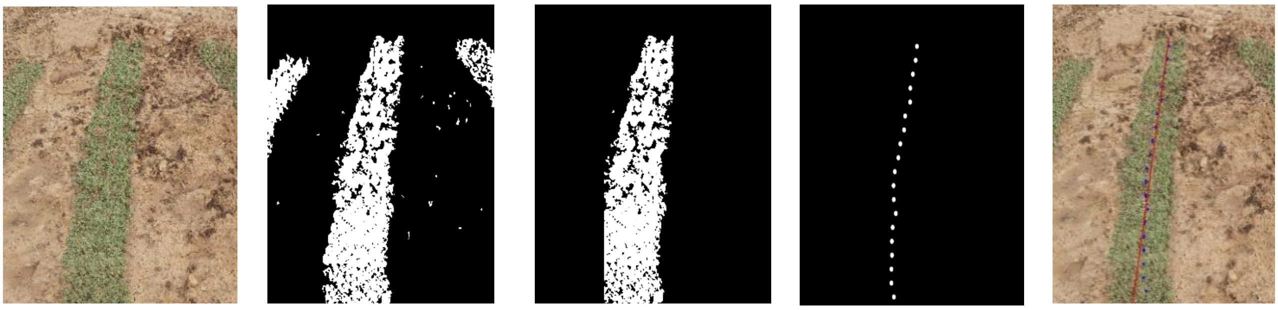
همان‌طور که در شکل ۶ نشان داده شده است، بهترین مقدار عرض ماسک برای دوره‌های رشد سه هفتگی، چهار هفتگی و پنج هفتگی به‌ترتیب برابر ۳۸۵، ۴۲۴ و ۴۰۰ پیکسل به‌دست آمد. شایان ذکر است که گام‌های کوچک تر از این مقادیر عرض بیان شده، دقت مطلوبی نداشتند و گام‌های بزرگ‌تر از آن‌ها نیز به دلیل قرار گرفتن بخش‌هایی از دو ردیف کشت مجاور در ناحیه ماسک به اشتباه از دقت بالاتری برخوردار بودند. علاوه بر این، در هر سه نمودار مربوط به زمان مشاهده می‌شود که با چشم‌پوشی از نوسانات ناچیز، مدت زمان اجرای روش ماسک‌گذاری به‌صورت تقریبی از گام ۳۰۰ به بعد، پس از طی یک روند ثابت، در این مقادیر عرض ماسک (۳۸۵ پیکسل در هفته سوم رشد، ۴۲۴ پیکسل در هفته چهارم رشد و ۴۰۰ پیکسل در هفته پنجم رشد) دارای میزان مناسبی بود.

پس از تعیین مناسب‌ترین مقدار عرض برای ماسک در هر دوره‌ی رشد گیاه، در ادامه کار با حرکت ماسک از سمت چپ به راست تصویر، مجموع پیکسل‌های گیاهان در آن شمارش گردید. با توجه به بدیهی بودن تراکم بالای کشت گیاهان در نواحی خطوط کشت، نهایتاً منطقه‌ای از تصویر که بیشترین مقدار از پیکسل‌های گیاهان را دارا بود به‌عنوان ردیف کشت انتخاب و استخراج شد (شکل ۷–c).

در پایان این بخش از تحقیق، با مقایسه‌ی دقت تشخیص و سرعت سه روش ذکرشده و همچنین بررسی عملکرد الگوریتم‌های شناسایی ردیف کشت ضمن به‌کارگیری خروجی هر یک از این روش‌ها، مناسب‌ترین روش حذف علف هرز تعیین گردید.

الگوریتم‌های شناسایی ردیف کشت

برای شناسایی ردیف‌های کشت محصول در تصویر به‌منظور کنترل ربات در مسیر حرکت، علاوه بر الگوریتم پیشنهادی، چهار الگوریتم دیگر که براساس پژوهش‌های پیشین در شناسایی ردیف‌های کشت گیاه رایج و پرکاربرد بودند نیز مورد بررسی قرار گرفتند (Tenhunen *et al*., 2019). این الگوریتم‌ها عبارتند از: ۱) روش مبتنی بر تبدیل هاف (Rovira-Mas, Zhang, Reid, & Will, 2005)، ۲) روش مبتنی بر تبدیل موجک (Han, Wang, & Kang, 2012)، ۳) روش مبتنی بر فیلتر گابور (Bossu *et al*., 2009) و ۴) روش مبتنی بر رگرسیون خطی (Guerrero *et al*., 2013). شایان ذکر است که در این پژوهش برای به چالش کشیدن الگوریتم‌های مورد نظر، چندین ردیف گیاه به‌صورت انحنادار کشت شدند. علاوه بر این، عملکرد این روش‌های مسیریابی بدون وجود علف‌های هرز نیز مورد بررسی قرار گرفت؛ بدین منظور از مجموعه تصاویر اخذشده توسط دوربین واقع‌شده در یک نقطه‌ی ثابت از مزرعه، استفاده گردید.



(a) (b) (c) (d) (e)

شکل ۷– تشخیص ردیف کشت محصول توسط الگوریتم پیشنهادی ضمن به‌کارگیری روش سوم حذف علف‌های هرز[۱]: a) تصویر اصلی، b) تصویر باینری، c) تعیین منطقه‌ای از تصویر با بیشترین تعداد پیکسل‌های گیاه، d) تعیین نقاط خط مرکزی ردیف کشت و e) استخراج خط کشت گیاه

Fig.7. Detection of crop row by the proposed algorithm using the third method of weed removal: a) Original image, b) Binary image, c) Determined area of the image with the highest number of plant pixels, d) Centerline points of the crop row, and e) Extraction of plant cultivation line

۱– به دلیل محدودیت تعداد صفحات، فقط خروجی‌های الگوریتم پیشنهادی در هفته‌ی سوم دوره‌ی کشت گیاه به‌صورت نمونه نشان داده شده است.

الگوریتم مبتنی بر تبدیل هاف

یکی از متداول‌ترین الگوریتم‌های بینایی ماشین برای تشخیص خطوط مستقیم در تصویر، تبدیل هاف است. در این بخش، روش تبدیل هاف مطابق با الگوریتم ارائه شده توسط اسلاتر و همکاران (Slaughter, Giles, & Downey, 2008) به‌کار گرفته شد. به‌منظور بهینه‌سازی الگوریتم مبتنی بر هاف و کاهش تعداد نقاط پرت، پس از انجام عملیات پیش‌پردازش تصویر، حذف نویز و استخراج مناطق سبز، ابتدا اسکلت ردیف‌های کشت توسط عملگر مورفولوژیکی نازک‌سازی[1] (Rapacz & Lazarz, 2020) به‌دست آمد و سپس فرآیند تبدیل هاف بر روی تصاویر انجام پذیرفت.

الگوریتم مبتنی بر تبدیل موجک

در این مطالعه با توجه به پیشنهاد تکرال و منهاس (Thakral & Manhas, 2018)، موجک Daubechies با مرتبه یک (db1) و فیلتر haar به‌عنوان تابع پایه موجک مورد استفاده قرار گرفت و در نهایت با انجام فرآیند بازسازی، ردیف‌های کشت محصول از تصویر استخراج گردید.

الگوریتم مبتنی بر فیلتر گابور

برای تحلیل و بررسی محتوای فرکانس خاص در تصویر در یک جهت خاص از فیلتر گابور استفاده می‌شود. در فضای مکان (پیکسل‌ها)، فیلتر گابور دو بعدی، یک فیلتر میان‌گذر مختلط است که شامل دو بخش حامل[2] و پوش[3] می‌باشد (Bossu *et al.*, 2009) (رابطه ۱):

$$g(x,y) = W_r(x,y)\ .\ S(x,y) \qquad (۱)$$

در رابطه‌ی فوق، S(x,y) تابع سینوسی مختلط است که بخش حامل فیلتر را تشکیل می‌دهد و $W_r(x,y)$ تابع گوسی شکل است که به پوش فیلتر گابور معروف است.

به‌منظور داشتن یک ویژگی گابور قدرتمند برای تشخیص ردیف‌های کشت گیاه لازم است پارامترهای مؤثر در تولید بانک فیلتر گابور به‌درستی تنظیم شوند. لذا در این بخش برای تولید بانک فیلتر گابور با توجه به تحقیق انجام شده توسط نیکولوف و سانکووا (Nikolov & Tsankova, 2018)، پارامتر طول موج برابر ۴ و پارامتر زاویه بین ۰ تا ۴۵ درجه در نظر گرفته شد و نهایتاً با بررسی پاسخ‌ها، کارآمدترین فیلتر با بیشترین مقدار آشکارسازی ردیف‌های کشت انتخاب گردید.

الگوریتم مبتنی بر رگرسیون خطی

در این بخش، پس از استخراج مناطق سبز از تصویر، عملیات تبدیل به تصویر دودویی صورت گرفت. سپس با توجه به ثابت بودن ابعاد تصویر، خطوطی با رنگ پس‌زمینه و با گام ثابت بر روی تصویر رسم شد و از این طریق هر ردیف کشت به تعدادی نواحی تقسیم گردید. شایان ذکر است که مقدار این گام متناسب با طول ردیف‌های کشت و با هدف دستیابی به مجموعه‌ای از نقاط نزدیک به هم در راستای هر ردیف به‌صورت آزمون و خطا تعیین شد. در ادامه با یافتن مرکز سطح هر ناحیه، مجموعه‌ای از نقاط با مختصات معین بر روی هر ردیف به‌دست آمد. در نهایت با اعمال الگوریتم رگرسیون خطی (Tenhunen *et al.*, 2019) بر روی این مجموعه داده‌ها (مراکز سطح)، خطوط کشت گیاه بر روی تصویر مشخص گردید.

الگوریتم پیشنهادی (روش برازش نقاط مرکزی)

اجرای این الگوریتم شامل سه مرحله می‌باشد: ۱) شناسایی خطوط کامل کشت محصول، ۲) یافتن مختصات نقاط مرکزی (Midpoint) هر خط کشت به‌عنوان مجموعه داده‌ها و ۳) برازش منحنی بر روی مجموعه نقاط استخراج‌شده.

برای شناسایی خطوط کامل کشت گیاه، مختصات مراکز سطح همه‌ی نواحی ردیف کشت در تصویر یافته شد و بعد با توجه به ابعاد مشخص تصویر، فرآیند تقسیم‌بندی تصویر به دو ناحیه با اندازه برابر (بالا و پایین) انجام پذیرفت. سپس، آن دسته از مناطقی که مراکز سطح آن‌ها در ناحیه‌ی پایینی تصویر واقع بود به‌عنوان خطوط کامل کشت در نظر گرفته شدند و بقیه مناطق تحت عنوان خطوط ناقص کشت از تصویر حذف گردیدند.

لازم به ذکر است که به‌منظور یافتن مجموعه نقاط واقع‌شده بر روی خط مرکزی هر ردیف کشت از یک الگوریتم جستجو استفاده گردید و از این طریق مختصات نقاطی که در طرفین هر خط کشت قرار دارند، مشخص شد. در نهایت با انجام عملیات میانگین‌گیری، نقاط خط مرکزی هر ردیف کشت تحت عنوان Midpoint تعیین گردید (شکل ۷-d) و با برازش منحنی‌های درجه یک بر روی این مجموعه نقاط، خطوط کشت از تصویر استخراج شدند (شکل ۷-e).

روش ارزیابی و مقایسه‌ی الگوریتم‌های تشخیص مسیر

برای انتخاب بهترین الگوریتم مسیریابی، هر یک از الگوریتم‌ها از لحاظ مدت زمان اجرای الگوریتم و میزان دقت الگوریتم در پیروی از مسیر تعیین‌شده توسط کاربر (مسیر ایده‌آل) مورد بررسی قرار گرفتند. به‌منظور بررسی میزان خطای هر یک از الگوریتم‌ها، ابتدا کاربر مسیر اصلی حرکت ربات را بر روی تصاویر به‌صورت دستی تعیین نمود.

1- Morphological Thinning
2- Carrier
3- Envelope

سپس مقدار انحراف مسیر حاصل در روش‌های مختلف تعیین مسیر نسبت به مسیر تعیین‌شده محاسبه گردید؛ بدین منظور نقاطی به‌صورت تصادفی بر روی مسیر اصلی حرکت و مسیرهای مورد نظر انتخاب شدند و سپس میانگین و انحراف معیار فواصل میان نقاط مسیر اصلی حرکت نسبت به نقاط روی سایر مسیرها محاسبه گردید. نهایتاً روشی که در عین داشتن سرعت مناسب، دارای بیشترین دقت در پیروی از مسیر اصلی حرکت بود به‌عنوان مناسب‌ترین الگوریتم مسیریابی انتخاب گردید. بدین ترتیب حین حرکت ربات بر روی ردیف‌ها، هر لحظه این مسیر مناسب با شاخص از پیش تعیین‌شده‌ای که نشان‌دهنده‌ی جهت‌گیری ربات نسبت به موقعیت واقعی گیاهان در هر ردیف است، مقایسه شده و در صورت وجود انحراف مسیر حرکت نسبت به شاخص، دستورات لازم به درایور موتور چرخ‌ها ارسال می‌شود تا با تنظیم دور چرخ‌ها، ربات مجدداً در مسیر حرکت اصلی قرار گیرد.

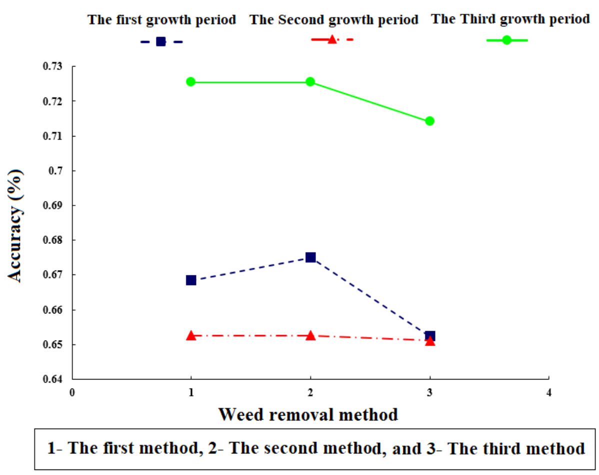
نتایج و بحث

الف) ارزیابی الگوریتم‌های حذف علف هرز

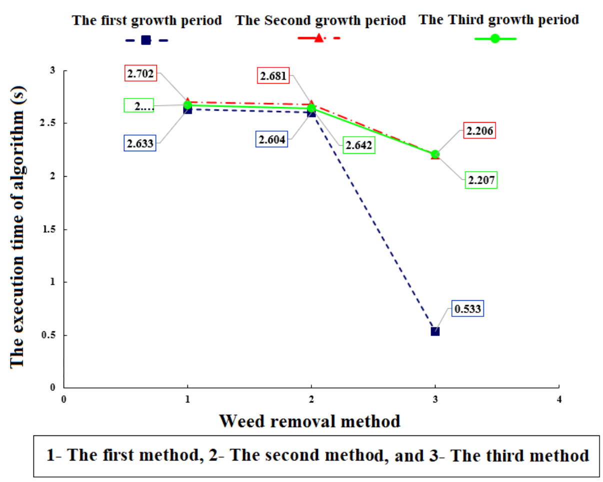
در این مطالعه، عملکرد سه روش مختلف به‌منظور حذف علف‌های هرز در سه دوره‌ی رشد گیاه (هفته سوم، هفته چهارم و هفته پنجم) مورد بررسی قرار گرفت. نمودار تغییرات دقت تشخیص و مدت زمان اجرای سه روش پیش‌پردازش تصویر برای حذف علف‌های هرز در شکل ۸ ترسیم گردید. همان‌طور که در شکل ۸ نشان داده شده است در هر سه دوره‌ی رشد گیاه، روش حذف ابعادی نسبت به دو روش دیگر دارای بالاترین دقت تشخیص ردیف کشت گیاه (در دوره اول رشد برابر ۰/۶۷۵۰ از دقت کل ۰/۷۱۱۵، در دوره دوم رشد برابر ۰/۶۵۲۶ از دقت کل ۰/۶۵۲۶ و در دوره سوم برابر ۰/۷۲۵۵ از دقت کل ۰/۷۲۵۵) بود. این در حالی است که روش ماسک‌گذاری در هر سه دوره رشد گیاه، بهترین عملکرد را از لحاظ سرعت اجرای عملیات داشت. شایان ذکر است که مدت زمان اجرای روش گشودگی مساحت بیشتر از سایر روش‌های حذف علف هرز گزارش گردید و به عبارت دیگر سرعت اجرای عملیات با به‌کارگیری این روش نسبت به بقیه کمتر می‌باشد.

در این تحقیق، سه روش مختلف حذف علف هرز بر روی همه‌ی الگوریتم‌های مسیریابی مورد مطالعه، پیاده‌سازی گردید و به صورت نمونه، نتایج مربوط به میانگین و انحراف معیار فواصل میان نقاط مسیرهای حاصل از الگوریتم پیشنهادی ضمن به‌کارگیری این سه روش نسبت به نقاط مسیرهای اصلی حرکت در شکل ۹ نشان داده شده است.

از آن‌جایی که اندازه‌ی گیاهان در سه دوره‌ی رشد نسبت به یکدیگر متفاوت بود، به‌منظور دستیابی به نتایج دقیق‌تر، عملکرد سه روش حذف علف هرز در هر دوره‌ی رشد به‌صورت جداگانه بررسی شد (شکل ۹). مطابق شکل ۹ مشاهده می‌شود که روش ماسک‌گذاری در هر سه دوره‌ی رشد گیاه دارای مقدار میانگین و انحراف معیار پایین‌تری می‌باشد و بعد از آن به ترتیب روش حذف ابعادی و گشودگی مساحت از میزان انحرافات و پراکندگی کمتری برخوردار بودند.



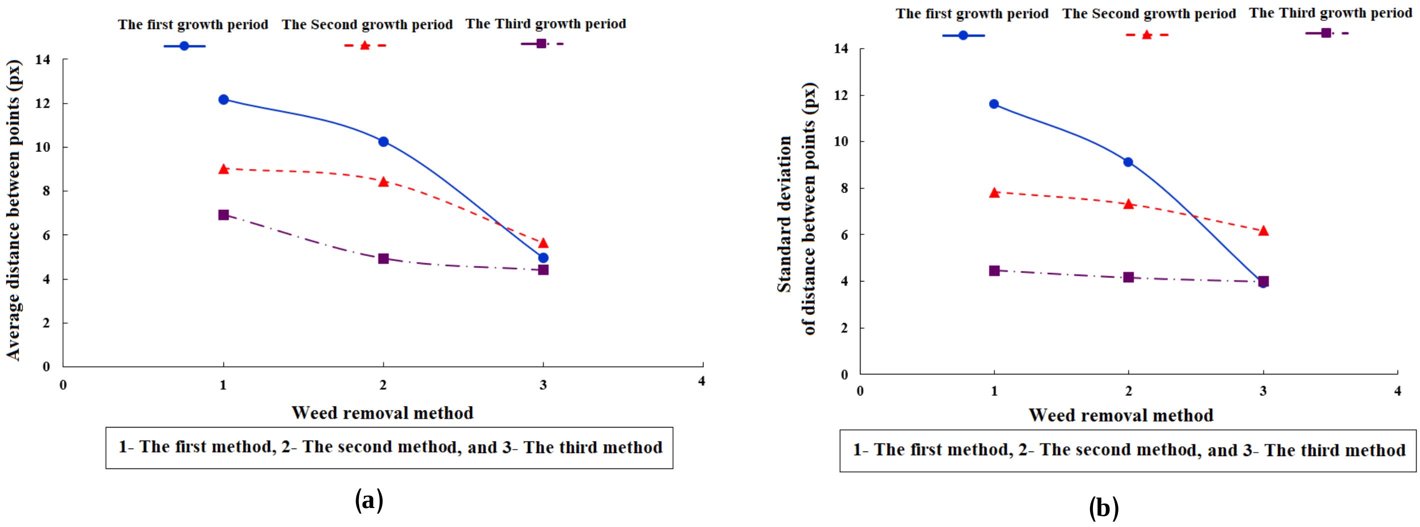
(a)



(b)

شکل ۸– نمودار تغییرات دقت و مدت زمان اجرای سه روش پیش‌پردازش تصویر به‌منظور حذف علف‌های هرز

Fig.8. Diagram of accuracy and implementation time in the three image preprocessing methods for removing weeds



شکل ۹– نمایش (a) تغییرات میانگین و (b) تغییرات انحراف معیار فواصل میان نقاط مسیر اصلی حرکت و نقاط مسیر مستخرج از تصویر توسط الگوریتم پیشنهادی ضمن به‌کارگیری سه روش مختلف حذف علف هرز

Fig.9. Showing (a) Mean values, and (b) The standard deviation of the distance between points of the main path and points of the path extracted from the image by the proposed algorithm using three different methods of weed removal

جدول ۱– آزمون t-test میان نقاط مسیر اصلی تعیین‌شده توسط کاربر و نقاط مسیر تشخیص‌داده‌شده توسط روش مسیریابی پیشنهادی ضمن استفاده از سه روش مختلف حذف علف هرز

Table 1- T-test between user-defined main path points and path points detected by the proposed routing method using three different weed removal methods

الگوریتم پیشنهادی ضمن به‌کارگیری سه روش مختلف حذف علف هرز Proposed algorithm using three different methods of weed removal		اختلاف میانگین میان نقاط مسیر تشخیص‌داده‌شده و مسیر ایده‌آل Average difference between the points of detected path and the ideal path	P-Value
دوره اول رشد The first growth period	روش گشودگی مساحت Area opening	10.2216	0.8226 ns
	روش حذف ابعادی Dimensional elimination	7.6560	0.8757 ns
	روش ماسک‌گذاری Masking	1.6897	0.9735 ns
دوره دوم رشد The second growth period	روش گشودگی مساحت Area opening	5.1618	0.9087 ns
	روش حذف ابعادی Dimensional elimination	1.1555	0.9766 ns
	روش ماسک‌گذاری Masking	1.8646	0.9654 ns
دوره سوم رشد The third growth period	روش گشودگی مساحت Area opening	3.2557	0.9409 ns
	روش حذف ابعادی Dimensional elimination	2.9363	0.9370 ns
	روش ماسک‌گذاری Masking	2.1267	0.9573 ns

ns: اختلاف معنی‌داری در سطح احتمال ۵٪ وجود ندارد.

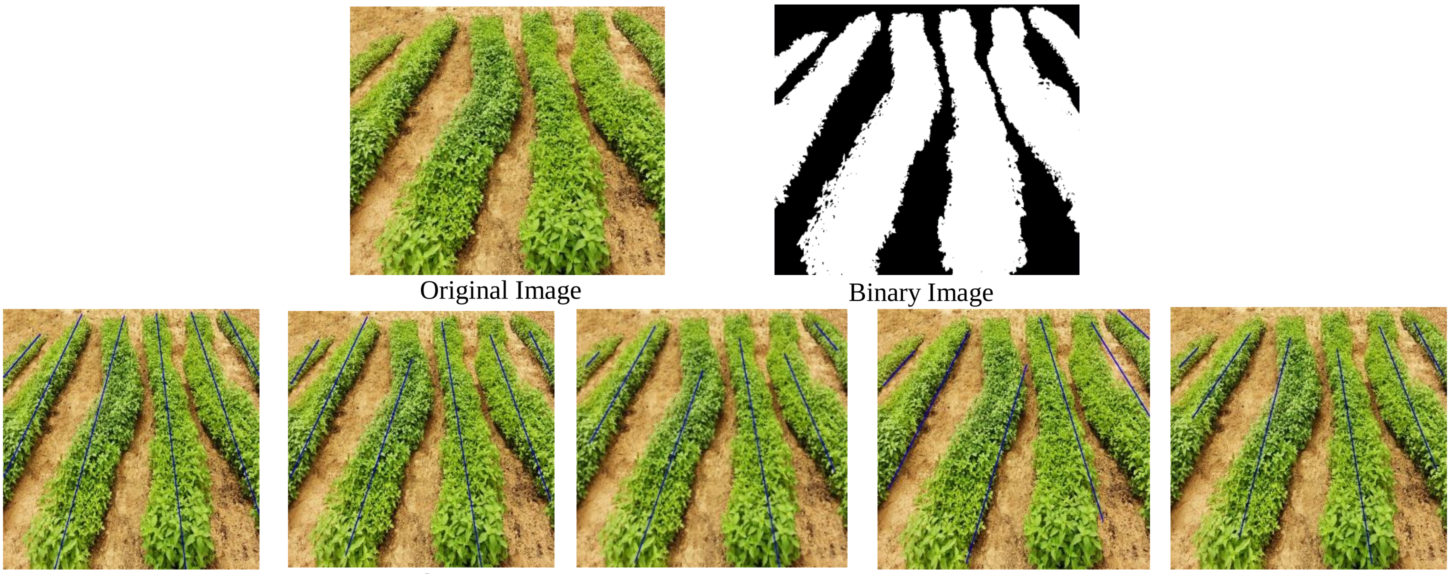
ns: There is no significant difference at 5% level.

علاوه بر این لازم به ذکر است که طبق نتایج آزمون آماری (آزمون t-test) گزارش شده در جدول ۱، اختلاف‌های معنی‌داری میان نقاط مسیر اصلی تعیین‌شده توسط کاربر نسبت به نقاط مسیر تشخیص‌داده‌شده توسط الگوریتم مسیریابی پیشنهادی ضمن به‌کارگیری سه روش مختلف حذف علف هرز مشاهده نشد (p > ۰/۰۵).

بدین ترتیب، در مجموع می‌توان گفت که در هر سه دوره رشد گیاه، روش ماسک‌گذاری دارای کوتاه‌ترین مدت زمان اجرای عملیات (۱/۶۴ ثانیه به‌صورت میانگین) و همچنین با دقت تشخیص نزدیک به دقت کل (در دوره اول رشد برابر ۰/۶۵۲۴ از دقت کل ۰/۷۱۱۵، در دوره دوم رشد برابر ۰/۶۵۱۱ از دقت کل ۰/۶۵۲۶ و در دوره سوم برابر ۰/۷۱۴۲ از دقت کل ۰/۷۲۵۵) بود و بعد از آن از لحاظ کمی به‌ترتیب روش‌های حذف ابعادی و گشودگی مساحت قرار گرفتند. در پژوهشی، به‌منظور حذف علف‌های هرز در مزرعه، الگوریتمی پیشنهاد داده شد که در آن ابتدا ردیف‌های کشت توسط تبدیل خطی هاف با دقت تشخیص ۹۹٪ شناسایی شدند، در ادامه پس از تعیین عرض ردیف‌های کشت، گیاهان بین خطوط کشت به‌عنوان علف هرز تشخیص داده شدند. شایان ذکر است که دقت تشخیص علف هرز در این الگوریتم ۸۵٪ گزارش گردید (Jones, Gee, & Truchetet, 2009). در همین راستا، همینگ و راث (Hemming & Rath, 2001) نیز به‌منظور طبقه‌بندی کلم، هویج و علف‌های هرز موجود در مزرعه، هشت ویژگی مورفولوژی و سه ویژگی رنگی از گیاهان (کلم، هویج و علف‌های هرز) را مورد بررسی قرار دادند. مطابق نتایج این تحقیق، دقت طبقه‌بندی وابسته به مرحله رشد و تراکم علف‌های هرز بین ۵۱-۹۵٪ بود. در مطالعه‌ای دیگر، از شاخص پوشش گیاهی EXG برای جداسازی محصول ذرت و علف‌های هرز از پس‌زمینه (خاک) استفاده گردید. با به‌کارگیری شبکه عصبی مصنوعی در این پژوهش نشان داده شد که الگوریتم ارائه‌شده، دارای عملکرد مطلوبی در تشخیص ذرت (قدرت تشخیص ۱۰۰٪) و علف‌هرز (تنها ۴٪ خطا در طبقه‌بندی) می‌باشد (Kiani & Jafari, 2012).

ب) ارزیابی الگوریتم‌های مسیریابی

پس از انجام عملیات پردازش تصویر، خروجی هر یک از الگوریتم‌های مسیریابی به شکل خطوط کشت استخراج‌شده از تصویر مشخص گردید (شکل ۱۰).



شکل ۱۰- استخراج خطوط کشت محصول با استفاده از a) الگوریتم تبدیل هاف، b) الگوریتم تبدیل موجک، c) فیلتر گابور، d) الگوریتم رگرسیون خطی و e) الگوریتم پیشنهادی

Fig.10. The extraction of crop lines using the a) Hough transform algorithm, b) Wavelet transform algorithm, c) Gabor filter, d) Linear regression algorithm, and e) The proposed algorithm

در ادامه بعد از پیاده‌سازی هر یک از الگوریتم‌های مسیریابی بر روی تصاویر، به بررسی میزان انحراف نقاط و خطوط تشخیص‌داده‌شده توسط هر یک از این الگوریتم‌ها نسبت به مسیر ایده‌آل تعیین‌شده توسط کاربر پرداخته شد. بدین منظور ابتدا در یک مرحله RMSE[1] میان نقاط تشخیص‌داده‌شده توسط روش‌های

1- Root Mean Square Error

مختلف مسیریابی و نقاط تعیین‌شده توسط کاربر مورد مقایسه قرار گرفت (جدول ۲)، سپس نمودار میانگین و انحراف معیار فواصل میان نقاط مسیر اصلی حرکت و نقاط روی سایر مسیرهای تشخیص‌داده‌شده ترسیم گردید (شکل ۱۲). همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد از میان شش ردیف کشت موجود در تصویر مورد بررسی، دو ردیف (ردیف سوم و پنجم با رنگ خاکستری در جدول ۲ مشخص شده‌اند) به‌صورت انحنادار در نظر گرفته شد تا میزان دقت الگوریتم‌ها در پیروی از مسیر تعیین‌شده توسط کاربر (مسیر ایده‌آل) نسبت به یکدیگر در حالتی غیر از خط کشت مستقیم نیز مقایسه گردد.

مطابق جدول ۲ مشاهده شد که در شش ردیف کشت مورد بررسی، روش پیشنهادی نسبت به سایر الگوریتم‌های مسیریابی دارای پایین‌ترین مقدار RMSE می‌باشد. بعد از روش پیشنهادی در ردیف‌های کشت مستقیم اول، دوم و ردیف کشت انحنادار پنجم به‌ترتیب روش گابور، روش تبدیل هاف، روش رگرسیون خطی و روش تبدیل موجک شامل کمترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا بودند. در ردیف کشت سوم روش‌های گابور، رگرسیون خطی، تبدیل موجک و تبدیل هاف به‌ترتیب کوچک‌ترین تا بزرگ‌ترین مقدار این پارامتر را داشتند. این ترتیب قرارگیری در ردیف کشت چهارم و ششم عبارت است از روش رگرسیون خطی، روش گابور، روش تبدیل هاف و روش تبدیل موجک. بدین‌ترتیب، پس از محاسبه‌ی متوسط RMSE شش خط کشت استخراج‌شده از تصویر توسط هر الگوریتم مسیریابی مشخص گردید که در میان روش‌های تشخیص ردیف کشت، نقاط مستخرج از روش پیشنهادی با اختلاف زیاد، کمترین مقدار میانگین انحرافات (۲۷/۰۳۱۳ پیکسل) را نسبت به نقاط تعیین‌شده بر روی مسیر ایده‌آل داشت و بعد از آن به‌ترتیب روش گابور، روش رگرسیون خطی، روش تبدیل هاف و روش تبدیل موجک با متوسط انحرافات ۴۷/۱۶۴۰، ۱۲۴/۰۴۰۶، ۱۹۱/۱۸۷۰ و ۲۱۹/۳۶۹۲ پیکسل قرار گرفتند.

جدول ۲- RMSE نقاط تشخیص‌داده‌شده توسط روش‌های مختلف مسیریابی و نقاط تعیین‌شده توسط کاربر بر روی ردیف‌های کشت گیاه

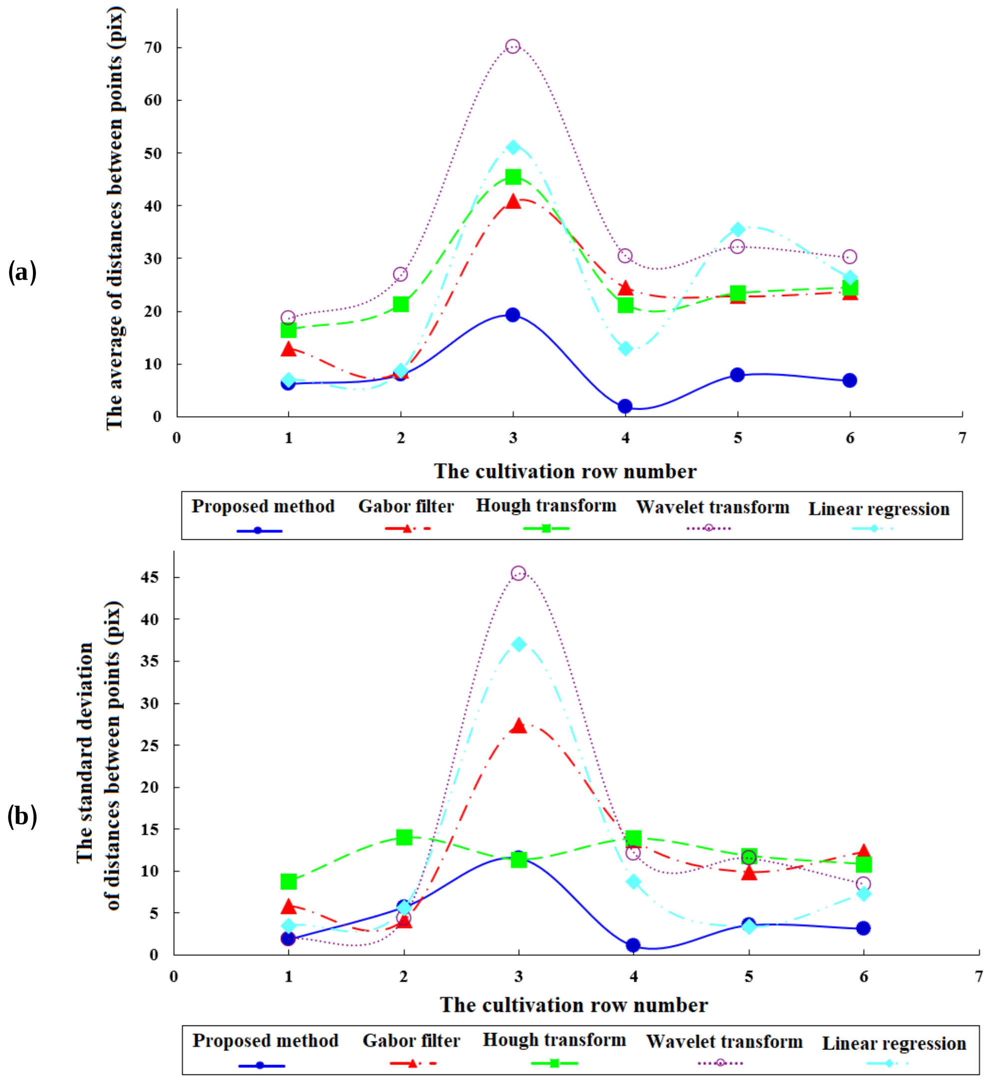
Table 2- RMSE of points detected by different routing methods and user-defined points on plant cultivation rows

روش‌های مختلف مسیریابی Routing method	ردیف کشت ۱ Cultivation row 1	ردیف کشت ۲ Cultivation row 2	ردیف کشت ۳ Cultivation row 3	ردیف کشت ٤ Cultivation row 4	ردیف کشت ٥ Cultivation row 5	ردیف کشت ٦ Cultivation row 6
روش تبدیل هاف Hough transform	74.4915	236.4702	638.5084	53.4727	71.6724	72.5068
روش گابور Gabor	31.4283	30.1133	34.7481	49.2020	69.3099	68.1825
روش تبدیل موجک Wavelet transform	90.0751	340.0037	605.9483	73.7358	114.7115	91.7409
روش رگرسیون خطی Linear regression	79.8980	336.9250	139.7882	46.3803	81.2134	60.0384
روش پیشنهادی The proposed method	27.3375	21.6356	29.0484	5.8331	37.9338	40.3996

همان طور که در شکل (a-۱۱) مشخص است، در شش ردیف کشت مورد نظر، میانگین فاصله‌های میان نقاط مسیر تشخیص‌داده‌شده توسط روش پیشنهادی و نقاط مسیر تعیین‌شده توسط کاربر با مقدار متوسط ۸/۳۲۳۷ پیکسل در پایین‌ترین سطح نسبت به سایر روش‌های مسیریابی قرار دارد. به‌علاوه در روش پیشنهادشده، فواصل میان نقاط متناظر در سرتاسر خطوط با متوسط انحراف معیار برابر ۴/۴۸۶۳ پیکسل از کمترین میزان پراکندگی نیز برخوردار بودند (شکل b-۱۱). در مجموع ضمن توجه به مقدار میانگین فواصل نقاط متناظر در سایر روش‌ها می‌توان گفت که بعد از روش پیشنهادی، روش‌های گابور، رگرسیون خطی، تبدیل هاف و تبدیل موجک به‌ترتیب با مقادیر متوسط ۲۲/۲۶۰۱، ۲۳/۶۱۲۰، ۲۵/۳۸۵۶ و ۳۴/۷۷۹۲ دارای کمترین میزان انحرافات نسبت به شش مسیر ایده‌آل کشت بودند. همچنین، پس از بررسی مقدار انحراف معیار فواصل نقاط متناظر در این چهار روش مشاهده گردید که این الگوریتم‌های مسیریابی با میانگین مقادیر بین ۱۰ تا ۱۳ پیکسل به‌صورت تقریبی دارای میزان پراکندگی نزدیک به یکدیگر بودند. گفتنی است که در دو نمودار نشان‌داده‌شده در شکل ۱۱، ردیف کشت سوم در همه‌ی روش‌ها دارای بالاترین میزان مقادیر انحراف و پراکندگی است، علت این امر وجود انحنای زیاد و طویل بودن این ردیف کشت نسبت به دیگر خطوط کشت گیاه می‌باشد که میزان انطباق خط تشخیص‌داده‌شده بر روی ردیف کشت محصول را تحت تأثیر قرار داده است.

در همین راستا، تنهونن و همکاران (Tenhunen *et al.*, 2019) با استفاده از تبدیل فوریه دو بعدی، اطلاعاتی در مورد جهت و فاصله ردیف‌های کشت گیاهان به‌دست آوردند و سپس با به‌کارگیری الگوریتم رگرسیون خطی، مجموعه خطوطی از تصاویر استخراج

گردید. سرانجام موقعیت دقیق ردیف‌های کشت توسط روش تجزیه و تحلیل مؤلفه‌ی اصلی مشخص گردید. طبق این پژوهش نتیجه گرفته شد که این روش قادر است ردیف‌های کشت گیاه را با دقت ۹۴٪ پیدا کند. پونامالام و همکاران (Ponnambalam, Bakken, Moore, Glenn Omholt Gjevestad, & Johan From, 2020) نیز با استفاده از روش Multi-ROI تطبیقی، به کار تشخیص خودکار ردیف‌های محصول در مزرعه توت‌فرنگی پرداختند. در این پژوهش، پس از مقایسه نتایج حاصل از این روش با روش‌های تبدیل هاف، رگرسیون خطی و Multi-ROI مشخص گردید که در اکثر تصاویر آزمایشی، خط راهنمای ردیف کشت مستخرج از روش Multi-ROI تطبیقی نسبت به دیگر روش‌ها با دقت بیش‌تری برآورد شده است.



شکل ۱۱– نمایش (a) تغییرات میانگین و (b) تغییرات انحراف معیار فواصل میان نقاط شش مسیر مستخرج از تصویر توسط پنج روش مختلف مسیریابی و مسیرهای اصلی حرکت

Fig.11. Showing (a) Mean value, and (b) The standard deviation of the distance between the points of the six paths extracted from the image and the main paths of movement using five different routing methods

در این تحقیق به‌منظور مقایسه‌ی دقیق‌تر مسیرهای تشخیص‌داده‌شده توسط الگوریتم‌های مسیریابی نسبت به مسیرهای ایده‌آل تعیین‌شده توسط کاربر، آزمون t-test انجام پذیرفت (جدول ۳). طبق آنالیز آماری (جدول ۳)، اختلافات معنی‌داری میان نقاط مسیر اصلی و نقاط مسیر مستخرج از روش پیشنهادی در همه‌ی شش ردیف کشت گیاه مشاهده نشد (p > ۰/۰۵). این در حالی است که روش‌های تبدیل هاف و رگرسیون خطی تنها در ردیف‌های کشت دوم، سوم و چهارم، روش گابور در ردیف‌های کشت دوم و سوم و

روش تبدیل موجک فقط در ردیف‌های چهارم و پنجم دارای اختلاف‌های غیر معنی‌دار بودند ($p > ۰/۰۵$).

علاوه بر این، با محاسبه‌ی اختلاف میانگین میان نقاط تصادفی روی خطوط کشت تشخیص‌داده‌شده توسط الگوریتم‌های مورد نظر و نقاط تصادفی تعیین‌شده بر روی مسیرهای کشت ایده‌آل، مقدار میانگین خطای تشخیص برای هر یک از روش‌های تبدیل هاف، گابور، تبدیل موجک، رگرسیون خطی و روش پیشنهادی به‌ترتیب برابر ۱۵/۸۱، ۱۳/۸۷، ۲۲/۷۰، ۱۵/۲۵ و ۳/۶۵ پیکسل به‌دست آمد.

جدول ۳- آزمون t-test میان نقاط مسیر اصلی تعیین‌شده توسط کاربر و نقاط مسیر تشخیص‌داده‌شده توسط روش‌های مختلف مسیریابی

Table 3- T-test between user-defined main path points and path points detected by different routing methods

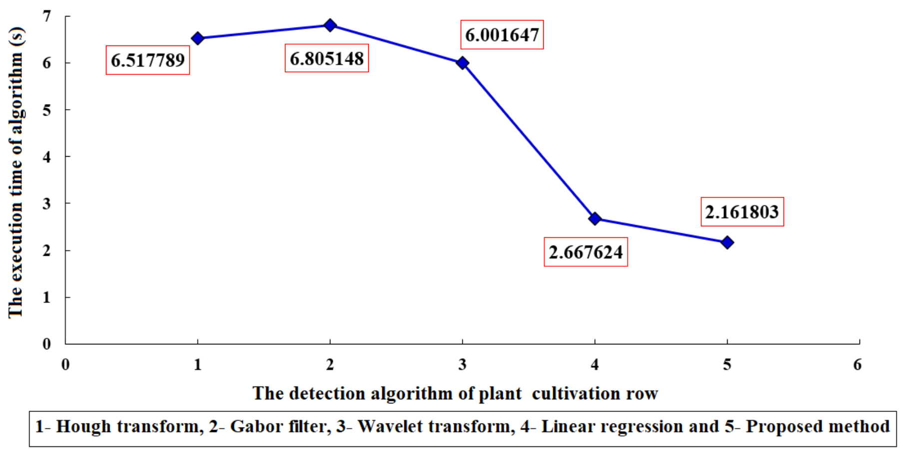
روش Method		ردیف کشت ۱ Cultivation row 1	ردیف کشت ۲ Cultivation row 2	ردیف کشت ۳ Cultivation row 3	ردیف کشت ٤ Cultivation row 4	ردیف کشت ۵ Cultivation row 5	ردیف کشت ٦ Cultivation row 6
روش تبدیل هاف Hough transform	اختلاف میانگین میان نقاط (پیکسل) Average difference between points (px)	13.1130	11.8896	20.8077	13.0213	15.9088	17.4384
	P-Value	0.0006	0.0690 ns	0.0999 ns	0.0826 ns	0.0098	0.0040
روش گابور Gabor	اختلاف میانگین میان نقاط (پیکسل) Average difference between points (px)	9.0091	1.0462	21.4973	19.8719	15.9058	15.9225
	P-Value	0.0010	0.4791 ns	0.0757 ns	0.0001	0.0033	0.0117
روش تبدیل موجک Wavelet transform	اختلاف میانگین میان نقاط (پیکسل) Average difference between points (px)	17.2731	25.8967	61.8360	7.1204	6.3899	17.7279
	P-Value	4.6173×10^{-7}	1.3023×10^{-7}	0.0026	0.0640 ns	0.4860 ns	0.0001
روش رگرسیون خطی Linear regression	اختلاف میانگین میان نقاط (پیکسل) Average difference between points (px)	0.9583	5.7173	31.1075	8.1670	26.7409	18.8608
	P-Value	0.0272	0.0631 ns	0.0521 ns	0.0782 ns	1.8598×10^{-7}	0.0008
روش پیشنهادی The proposed method	اختلاف میانگین میان نقاط (پیکسل) Average difference between points (px)	2.3508	4.2471	5.7810	0.4366	3.7570	5.3786
	P-Value	0.1433 ns	0.1617 ns	0.2232 ns	0.4897 ns	0.0815 ns	0.1295 ns

ns: اختلاف معنی‌داری در سطح احتمال ۵٪ وجود ندارد.

ns: There is no significant difference at 5% level.

لازم به ذکر است که با اندازه‌گیری مدت زمان مورد نیاز جهت اجرای هر یک از الگوریتم‌های تشخیص ردیف کشت گیاه، این روش‌های مسیریابی از لحاظ سرعت اجرای عملیات نیز مورد ارزیابی قرار گرفتند (شکل ۱۲). مطابق شکل ۱۲، الگوریتم پیشنهادی با ۲/۱۶۱ ثانیه دارای بیشترین سرعت اجرای عملیات بود و بعد از آن به‌ترتیب الگوریتم رگرسیون خطی، الگوریتم تبدیل موجک، الگوریتم تبدیل هاف و الگوریتم گابور به‌ترتیب با ۲/۶۶۷، ۶/۰۰۱، ۶/۵۱۷ و ۶/۸۰۵ ثانیه قرار داشتند.

بنابراین طبق نتایج مشاهده شده، روش پیشنهادی با بیشترین میزان انطباق نسبت به مسیر ایده‌آل و کمترین مدت زمان اجرای عملیات به عنوان مناسب‌ترین الگوریتم مسیریابی انتخاب شد. روش گابور با وجود سرعت کمتر در زمان اجرای عملیات از خطای کمتری (۱۳/۸۷ پیکسل) نسبت به دیگر الگوریتم‌ها برخوردار بود و پس از الگوریتم پیشنهادی در جایگاه دوم قرار گرفت. این در حالی است که روش رگرسیون خطی ضمن داشتن سرعتی نزدیک به روش پیشنهادی، به دلیل میزان خطای بیشتر نسبت به دو الگوریتم قبلی به‌عنوان سومین الگوریتم مسیریابی مناسب شناخته شد و پس از آن روش‌های تبدیل هاف و تبدیل موجک به ترتیب در جایگاه‌های چهارم و پنجم قرار گرفتند.



شکل ۱۲– نمودار تغییرات مدت زمان اجرای الگوریتم‌های مسیریابی مورد مطالعه

Fig.12. Diagram of the execution time for the studied routing algorithms

در تحقیقی که توسط بوسو و همکاران (Bossu *et al*., 2009) انجام گردید، نشان داده شد که استفاده از تبدیل موجک برای تشخیص ردیف‌های کشت گیاهان، زمان‌های محاسبه نسبتاً زیادی را به همراه داشته است. در مطالعه‌ای دیگر با استفاده از یک الگوریتم تبدیل هاف بهبودیافته، مسیر یک ربات در بین محصولات گلخانه‌ای (گوجه‌فرنگی و خیار) تعیین گردید. نتایج نشان داد که با به‌کارگیری الگوریتم پیشنهادی، خط تشخیص‌داده‌شده نسبت به مسیر حرکت دارای حداکثر ۰/۵ درجه خطا بود و همچنین زمان پیمایش مسیر با استفاده از این الگوریتم ۴۵/۲۴ میلی‌ثانیه کوتاه‌تر از پیاده‌سازی روش رایج تبدیل هاف گزارش گردید (Chen *et al*., 2020). در یک پژوهش، مینایی و همکاران (Minaei, Mahdavian, & Banakar, 2015) به طراحی و ارزیابی یک الگوریتم بینایی ماشین جهت یافتن مسیر پیشروی کمباین پرداختند. در این الگوریتم پس از اخذ تصویر و بهینه‌سازی‌های لازم به کمک تبدیل هاف، مسیر پیشروی به‌صورت یک خط از تصویر استخراج شد. در نهایت پس از ارزیابی‌های لازم مشخص گردید که این الگوریتم قادر به تشخیص مسیر پیشروی کمباین با دقت ۹۸٪ می‌باشد. در مطالعه‌ای دیگر نیز محققان به‌منظور تعیین مسیر مناسب حرکت یک تراکتور کشاورزی در بین خطوط کشت گیاهان از الگوریتم تبدیل هاف استفاده کردند. در این تحقیق، پس از اطمینان از مطابقت ردیف‌های کشت تشخیص‌داده‌شده نسبت به مکان واقعی آن‌ها، سیگنال‌های لازم جهت فرمان حرکت به چرخ‌ها ارسال گردید (Rovira-Mas *et al*., 2005).

به‌طور کلی، همان‌طور که پیش از این اشاره شد در تحقیقاتی که تاکنون به‌منظور شناسایی ردیف‌های کشت گیاه انجام پذیرفته‌اند، از روش‌های کلاسیک مختلفی استفاده شده است. در مطالعه حاضر نیز، روش‌های رایج و پرکاربردی از جمله تبدیل هاف، تبدیل موجک، فیلتر گابور و رگرسیون خطی در این زمینه مورد بررسی قرار گرفتند. پس از مقایسه‌ی نتایج تحقیقات مشابه مشخص گردید که اگرچه تبدیل هاف قادر به تشخیص خطوط در جهات مختلف است اما الگوریتمی کند و زمان‌بری است و استفاده از آن باعث ایجاد محدودیت زمانی در سیستم‌های برخط می‌شود. به‌علاوه اگر بین ردیف‌های کشت علف هرزی وجود داشته باشد و یا در طول ردیف‌ها فضای خالی مشاهده شود، الگوریتم تبدیل هاف ممکن است خطوط اضافی غیر هدف را تشخیص دهد (Choi *et al*., 2015). در روش رگرسیون خطی، مکان نقاط تعیین‌شده بر روی ردیف کشت گیاه در تشخیص صحیح خطوط کشت اهمیت بسیار دارد. طبق نتایج به‌دست‌آمده، مشاهده شد که وجود انحنا در ردیف‌های کشت به دلیل ایجاد انحراف در مکان قرارگیری نقاط نسبت به خط میانی ردیف کشت سبب می‌شود که کار تشخیص خطوط کشت توسط این الگوریتم با خطا همراه باشد. در روش تبدیل موجک با استفاده از توابع پایه موجک جزئیات موجود در بخش‌های مختلف تصویر در چندین جهت (جهت‌های قطری، عمودی و افقی) استخراج می‌شوند (Dutta *et al*., 2016)، لذا این الگوریتم در تشخیص ردیف‌های کشت عریض‌تر (خطوط عمودی موجود در تصویر) نامناسب عمل کرده و براساس نتایج، مشاهده شد که خروجی آن از خط میانی ردیف کشت محصول در فاصله‌ای دورتر قرار گرفت. در مورد روش گابور، لازم به ذکر است که منحنی بودن ردیف‌های کشت محصول بر خروجی حاصل از فیلتر گابور نیز تأثیرگذار است، زیرا این فیلتر مبتنی بر تحلیل محتوای فرکانس خاص در تصویر در یک جهت خاص است (Bossu *et al*., 2009).

بدین ترتیب با وجود نتایج مطالعات متعدد در این زمینه، در پژوهش حاضر به نحوی دیگر با ارائه‌ی یک الگوریتم جدید تحت

عنوان روش برازش نقاط مرکزی به کار تشخیص ردیف‌های کشت گیاه پرداخته شد. در این تحقیق، پس از مقایسه‌ی خروجی همه‌ی روش‌های موردمطالعه نسبت به مسیر ایده‌آل نشان داده شد که الگوریتم پیشنهادشده در این مطالعه، علاوه‌بر عملکرد مناسب در تشخیص خطوط کشت مستقیم قادر به شناسایی ردیف‌های کشت انحنادار به‌صورت مطلوب نیز می‌باشد. همچنین شایان ذکر است که این الگوریتم قادر به حذف خطوط ناقص کشت و به‌عبارتی دیگر تشخیص خطوط کامل کشت محصول از تصویر است.

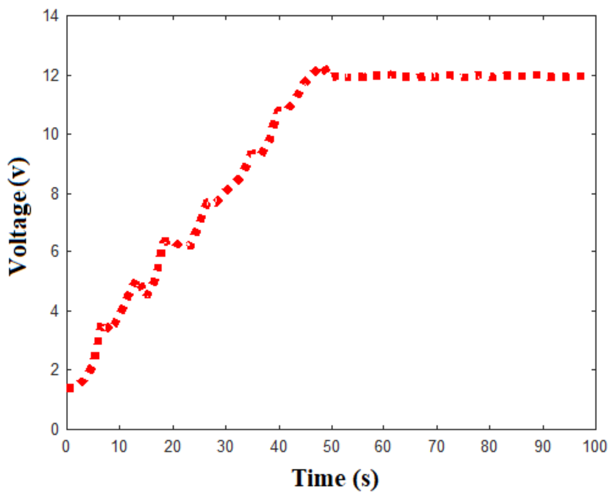
ج) ارزیابی عملکرد مسیریابی ربات

در این بخش از تحقیق، عملکرد ربات طراحی‌شده با به‌کارگیری مناسب‌ترین الگوریتم مسیریابی (الگوریتم پیشنهادی) مورد بررسی قرار گرفته شد. بدین منظور از یک شاخص از پیش‌تعیین‌شده که نشان‌دهنده‌ی جهت‌گیری ربات نسبت به ردیف کشت گیاهان است، استفاده گردید. ضمن قرارگیری شاخص در یک موقعیت مشخص (فاصله ۸۰ سانتی‌متری و زاویه قرارگیری ۶۰ درجه نسبت به خط کشت)، میزان انحراف مسیر مستخرج از تصویر توسط الگوریتم مسیریابی پیشنهادی نسبت به شاخص محاسبه شد. سپس با توجه به موقعیت مکانی شاخص ربات، دستورات لازم به درایور موتور چرخ‌ها ارسال گردید. برای نشان دادن چگونگی قرارگیری شاخص ربات در جهت مسیر حاصل از روش پیشنهادی، نمودار تغییرات ولتاژ موتور چرخ‌ها بر حسب زمان به‌صورت نمونه در شکل ۱۳ نمایش داده شده است.

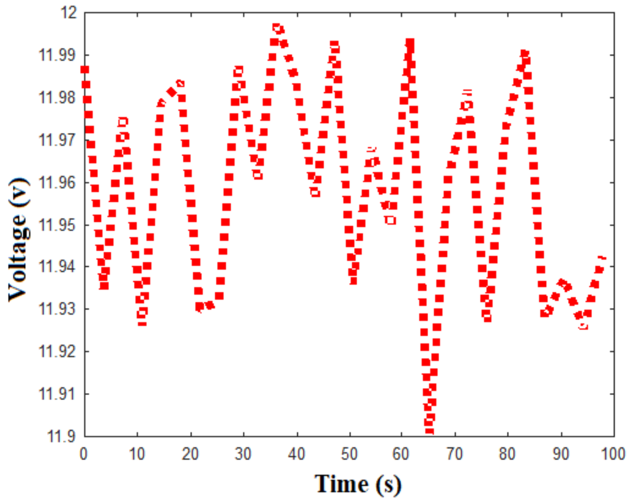


A view of the designed robot in the plant culture environment

(b) The left wheel motor



(a) The right wheel motor



شکل ۱۳– تغییرات ولتاژ موتور **a**) چرخ سمت راست و **b**) چرخ سمت چپ در مدت زمان معین جهت همسو شدن شاخص ربات و خط تشخیص‌داده‌شده توسط الگوریتم پیشنهادی

Fig.13. The motor voltage of the a) Right wheel, and b) Left wheel during the time required for the alignment of the robot index and the line detected by the proposed algorithm

برای حالتی از موقعیت مکانی ربات که شاخص در سمت راست مسیر تشخیص‌داده‌شده واقع بود، پس از محاسبه‌ی میزان انحراف شاخص نسبت به ردیف کشت، مطابق شکل ۱۳، هنگام حرکت ربات با پایین آمدن ولتاژ ورودی موتور سمت چپ از مقدار ۱۲ به حدود ۲ ولت، سرعت آن نسبت به موتور چرخ سمت راست (با ولتاژ ورودی تقریباً ثابت بین ۱۱/۹۰ تا ۱۲ ولت) کاهش یافت. با توجه به بر خط بودن سامانه و بررسی لحظه‌ای شاخص نسبت به خط کشت مستخرج از تصویر، به‌تدریج با گذشت زمان، ولتاژ ورودی موتور چرخ سمت چپ افزایش یافت تا لحظه‌ای (۵۱ ثانیه) که دیگر انحراف معنی‌داری مشاهده نشد. در این هنگام، سرعت حرکت هر دو چرخ ربات با اعمال ولتاژ ورودی برابر به موتورها یکسان گردید. لازم به ذکر است که برای حالتی که شاخص ربات در سمت چپ مسیر تشخیص‌داده‌شده قرار داشت، همه‌ی دستورات ارسالی از سوی میکروکنترلر مطابق حالت قبل بود، اما این بار ضمن ثابت بودن تقریبی سرعت حرکت چرخ سمت چپ، ولتاژ ورودی موتور چرخ سمت راست کاهش یافت و به‌تدریج تا زمان همسو شدن شاخص و مسیر خط کشت، یک روند افزایشی را طی نمود. گفتنی است که به‌منظور تعیین میزان ولتاژ ورودی موتورها براساس مقدار زاویه‌ی قرارگیری شاخص نسبت به مسیر حرکت مورد نظر، از یک منحنی کالیبراسیون استفاده گردید؛ این منحنی کالیبراسیون حاصل از به‌کارگیری یک روش آزمون و خطا بود.

نتیجه‌گیری

به‌طور کلی در حوزه کشاورزی دقیق، ارائه روش‌های قابل‌اطمینان و کاربردی برای شناسایی خطوط کشت گیاهان سبب کاهش هزینه‌های تولید، مقادیر علف‌کش‌ها و همچنین کاهش آسیب به اکوسیستم می‌شود. در این تحقیق، پس از مقایسه‌ی سه روش حذف علف هرز (۱- گشودگی مساحت، ۲- حذف ابعادی و ۳- ماسک‌گذاری)، روش ماسک‌گذاری به‌عنوان مناسب‌ترین روش برای حذف علف‌های هرز میان خطوط کشت گیاه انتخاب شد. سپس به‌منظور تشخیص ردیف‌های کشت محصولات، مجموعه‌ای از تصاویر خطوط کشت با استفاده از تکنیک پردازش تصویر مورد بررسی قرار گرفت. با اعمال پنج الگوریتم مختلف تبدیل هاف، رگرسیون خطی، فیلتر گابور، تبدیل موجک و همچنین روش پیشنهادشده در این مطالعه (روش برازش نقاط مرکزی)، به کار استخراج خطوط کشت گیاهان از تصاویر پرداخته شد. در ادامه، پس از اندازه‌گیری و مقایسه‌ی سرعت اجرای عملیات و میزان خطای هر یک از این الگوریتم‌ها مشخص گردید که به‌ترتیب روش‌های پیشنهادی، فیلتر گابور، رگرسیون خطی، تبدیل هاف و تبدیل موجک در زمینه‌ی مسیریابی نسبت به یکدیگر ارجحیت دارند. سرانجام نشان داده شد که ربات طراحی‌شده با به‌کارگیری روش برازش نقاط مرکزی (با میانگین خطای برابر ۳/۶۵ پیکسل) دارای عملکرد مطلوبی می‌باشد. به‌علاوه گفتنی است که مرطوب بودن سطح کشت گیاه و همچنین وجود موانع در مسیر حرکت ربات از جمله محدودیت‌هایی هستند که باعث ایجاد مشکل در حرکت چرخ‌های ربات طراحی‌شده گردیدند. لذا برای جلوگیری از بروز لغزش چرخ‌ها در حین حرکت و برخورد با موانع، پیش از حرکت ربات نیاز به آماده‌سازی سطح زمین است.

سپاسگزاری

بدین‌وسیله نویسندگان از حمایت مالی دانشگاه تربیت مدرس قدردانی می‌نمایند.

References

1. Astrand, B., & Baerveldt, A. J. (2005). A vision based row-following system for agricultural field machinery. *Mechatronics*, *15*, 251-269. https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2004.05.005
2. Bossu, J., Gee, C., Jones, G., & Truchetet, F. (2009). Wavelet transform to discriminate between crop and weed in perspective agronomic images. *Computers and Electronics in Agriculture*, *65*, 133-143. https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.08.004
3. Chaki, J., & Parekh, R. (2012). Plant leaf recognition using Gabor filter. *International Journal of Computer Applications*, *56*(10). https://doi.org/10.5120/8927-3000
4. Chen, J., Qiang, H., Wu, J., Xu, G., Wang, Z., & Liu, X. (2020). Extracting the navigation path of a tomato-cucumber greenhouse robot based on a median point Hough transform. *Computers and Electronics in Agriculture*, *174*, 105472. https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105472
5. Choi, K. H., Han, S. K., Han, S. H., Park, K. H., Kim, K. S., & Kim, S. (2015). Morphology-based guidance line extraction for an autonomous weeding robot in paddy fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, *113*, 266-274. https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.02.014
6. Du, J. X., Wang, X. F., & Zhang, G. J. (2007). Leaf shape based plant species recognition. *Applied Mathematics and Computation*, *185*, 883-893. https://doi.org/10.1016/j.amc.2006.07.072
7. Dutta, M. K., Sengar, N., Kamble, N., Banerjee, K., Minhas, N., & Sarkar, B. (2016). Image processing based technique for classification of fish quality after cypermethrine exposure. *LWT-Food Science and Technology*, *68*,

408-417. https://doi.org/10.1016/j.lwt.2015.11.059

8. Elstone, L., How, K. Y., Brodie, S., Ghazali, M. Z., Heath, W. P., & Grieve, B. (2020). High speed crop and weed identification in lettuce fields for precision weeding. *Sensors, 20*, 455. https://doi.org/10.3390/s20020455
9. Fontaine, V., & Crowe, T. (2006). Development of line-detection algorithms for local positioning in densely seeded crops. *Canadian Biosystems Engineering, 48*, 7.
10. Garcia-Santillan, I. D., Montalvo, M., Guerrero, J. M., & Pajares, G. (2017). Automatic detection of curved and straight crop rows from images in maize fields. *Biosystems Engineering, 156*, 61-79. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.01.013
11. Guerrero, J. M., Pajares, G., Montalvo, M., Romeo, J., & Guijarro, M. (2012). Support vector machines for crop/weeds identification in maize fields. *Expert Systems with Applications, 39*, 11149-11155. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.03.040
12. Guerrero, J. M., Guijarro, M., Montalvo, M., Romeo, J., Emmi, L., Ribeiro, A., & Pajares, G. (2013). Automatic expert system based on images for accuracy crop row detection in maize fields. *Expert Systems with Applications, 40*, 656-664. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.03.040
13. Hague, T., & Tillett, N. (2001). A bandpass filter-based approach to crop row location and tracking. *Mechatronics, 11*, 1-12. https://doi.org/10.1016/S0957-4158(00)00003-9
14. Han, Y., Wang, Y., & Kang, F. (2012). *Navigation line detection based on support vector machine for automatic agriculture vehicle*. International Conference on Automatic Control and Artificial Intelligence (ACAI 2012), (IET): https://doi.org/10.1049/cp.2012.1237
15. Hemming, J., & Rath, T. (2001). PA-Precision agriculture: Computer-vision-based weed identification under field conditions using controlled lighting. *Journal of Agricultural Engineering Research, 78*, 233-243. https://doi.org/10.1006/jaer.2000.0639
16. Jiang, G., Wang, X., Wang, Z., & Liu, H. (2016). Wheat rows detection at the early growth stage based on Hough transform and vanishing point. *Computers and Electronics in Agriculture, 123*, 211-223. https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.02.002
17. Jones, G., Gee, C., & Truchetet, F. (2009). Modeling agronomic images for weed detection and comparison of crop/weed discrimination algorithm performance. *Precision Agriculture, 10*, 1-15. https://doi.org/10.1007/s11119-008-9086-9
18. Kanagasingham, S., Ekpanyapong, M., & Chaihan, R. (2020). Integrating machine vision-based row guidance with GPS and compass-based routing to achieve autonomous navigation for a rice field weeding robot. *Precision Agriculture, 21*, 831-855. https://doi.org/10.1007/s11119-019-09697-z
19. Kataoka, T., Kaneko, T., Okamoto, H., & Hata, S. (2003). *Crop growth estimation system using machine vision*. Pages b1079-b1083 vol. 1072. Proceedings 2003 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM 2003): IEEE. https://doi.org/10.1109/AIM.2003.1225492
20. Kiani, S., & A. Jafari. (2012). Crop detection and positioning in the field using discriminant analysis and neural networks based on shape features. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 755-765.
21. Kurmi, Y., Gangwar, S., Agrawal, D., Kumar, S., & Srivastava, H. S. (2021). Leaf image analysis-based crop diseases classification. *Signal, Image and Video Processing, 15*, 589-597. https://doi.org/10.1007/s11760-020-01780-7
22. Leemans, V., & Destain, M. F. (2006). Application of the Hough transform for seed row localisation using machine vision. *Biosystems Engineering, 94*, 325-336. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2006.03.014
23. Li, X., Lloyd, R., Ward, S., Cox, J., Coutts, S., & Fox, C. (2022). Robotic crop row tracking around weeds using cereal-specific features. *Computers and Electronics in Agriculture, 197*, 106941.
24. Lin, S., Jiang, Y., Chen, X., Biswas, A., Li, S., Yuan, Z., Wang, H., & Qi, L. (2020). Automatic detection of plant rows for a transplanter in paddy field using faster r-cnn. *IEEE Access, 8*, 147231-147240. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3015891
25. Lopez-Granados, F. (2011). Weed detection for site-specific weed management: mapping and real-time approaches. *Weed Research, 51*, 1-11. https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.2010.00829.x
26. Mahmud, M. S. A., Abidin, M. S. Z., Mohamed, Z., Abd Rahman, M. K. I., & Iida, M. (2019). Multi-objective path planner for an agricultural mobile robot in a virtual greenhouse environment. *Computers and Electronics in Agriculture, 157*, 488-499. https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.01.016
27. Masuda, R., Fujimoto, S., Iida, M., & Suguri, M. (2013). A Method to Detect the Occurrence of Rice Plant Lodging Using Wavelet Transform. *IFAC Proceedings Volumes, 46*(18), 75-80. https://doi.org/10.3182/20130828-2-sf-3019.00048
28. Minaei, S., Mahdavian, A., & Banakar, A. (2015). Design and evaluation of a path detection algorithm in road images using Hough transform. *Iranian Journal of Biosystems Engineering, 46*, 85-93. (In Persian). https://doi.org/10.22059/IJBSE.2015.54340
29. Montalvo, M., Pajares, G., Guerrero, J. M., Romeo, J., Guijarro, M., Ribeiro, A., Ruz, J. J., & Cruz, J. (2012). Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure. *Expert Systems with Applications, 39*,

11889-11897. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.117
30. Nikolov, D. N., & Tsankova, D. D. (2018). Features extraction for pollen recognition using Gabor filters. *Food Science and Applied Biotechnology*, *1*, 86-95. https://doi.org/10.30721/fsab2018.v1.i2.11
31. Palacin, J., & Martinez, D. (2021). Improving the Angular Velocity Measured with a Low-Cost Magnetic Rotary Encoder Attached to a Brushed DC Motor by Compensating Magnet and Hall-Effect Sensor Misalignments. *Sensors*, *21*, 4763. https://doi.org/10.3390/s21144763
32. Ponnambalam, V. R., Bakken, M., Moore, R. J., Glenn Omholt Gjevestad, J., & Johan From, P. (2020). Autonomous crop row guidance using adaptive multi-roi in strawberry fields. *Sensors*, *20*, 5249. https://doi.org/10.3390/s20185249
33. Rapacz, M., & Lazarz, R. (2020). Automatic extraction of leaf venation complex networks. *ECAI, IOS Press*, 1914-1921. https://doi.org/10.3233/FAIA200309
34. Rovira-Mas, F., Zhang, Q., Reid, J., & Will, J. (2005). Hough-transform-based vision algorithm for crop row detection of an automated agricultural vehicle. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: *Journal of Automobile Engineering*, *219*, 999-1010. https://doi.org/10.1243/095440705X34667
35. Slaughter, D. C., Giles, D., & Downey, D. (2008). Autonomous robotic weed control systems: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, *61*, 63-78. https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.05.008
36. Søgaard, H. T., & Olsen, H. J. (2003). Determination of crop rows by image analysis without segmentation. *Computers and Electronics in Agriculture*, *38*, 141-158. https://doi.org/10.1016/S0168-1699(02)00140-0
37. Tenhunen, H., Pahikkala, T., Nevalainen, O., Teuhola, J., Mattila, H., & Tyystjärvi, E. (2019). Automatic detection of cereal rows by means of pattern recognition techniques. *Computers and Electronics in Agriculture*, *162*, 677-688. https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.05.002
38. Thakral, S., & Manhas, P. (2018). *Image processing by using different types of discrete wavelet transform*. International Conference on Advanced Informatics for Computing Research: Springer 499-507. https://doi.org/10.1007/978-981-13-3140-4_45
39. Vidovic, I., Cupec, R., & Hocenski, Z. (2016). Crop row detection by global energy minimization. *Pattern Recognition*, *55*, 68-86. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2016.01.013
40. Vijayashree, T., & Gopal, A. (2015). *Comparison procedure for the authentication of Basil (Ocimum tenuiflorum) leaf using image processing technique*. In 2015 International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP) 0075-0078. IEEE. https://doi.org/10.1109/iccsp.2015.7322591
41. Vioix, J., Douzals, J., & Truchetet, F. (2004). Aerial detection and localization of weed by using multispectral and spatial approaches. AgEng2004, European Society of Agricultural Engineers, Leuven, Belgium, September: 12-16.
42. Winterhalter, W., Fleckenstein, F. V., Dornhege, C., & Burgard, W. (2018). Crop row detection on tiny plants with the pattern hough transform. *IEEE Robotics and Automation Letters*, *3*(4), 3394-3401. https://doi.org/10.1109/lra.2018.2852841
43. Zhmud, V., Kondratiev, N., Kuznetsov, K., Trubin, V., & Dimitrov, L. (2018). Application of ultrasonic sensor for measuring distances in robotics. *Journal of Physics: Conference Series: IOP Publishing*, *3*, 032189. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1015/3/032189